

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

На правах рукопису
УДК 519.865

До захисту допущено
В. о. завідувача кафедри ММСА
О.Л.Тимошук
«__» _____ 2019 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра за спеціальністю 124 Системний аналіз
на тему: «Система підтримки прийняття рішень для визначення патернів
котирувань на фондових ринках»

Виконав:

студент II курсу, групи КА-82 мп
Коваленко Андрій Володимирович

Керівник:

професор кафедри ММСА,
д.т.н, проф. Данилов В. Я.

Рецензент:

професор кафедри інформаційної безпеки,
д.т.н., проф. Качинський А. Б.

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань
Студент _____

Київ
2019

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

Рівень вищої освіти — другий (магістерський)
Спеціальність — 124 «Системний аналіз»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В. о. завідувача кафедри ММСА

О. Л. Тимощук

«___» _____ 2019 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту Коваленку Андрію Володимировичу

1. Тема дисертації: «Система підтримки прийняття рішень для визначення патернів котирувань на фондових ринках», науковий керівник дисертації Данилов Валерій Якович, к.ф.-м.н., доцент, затверджені наказом по університету від «08» листопада 2019р. № 3862-с

2. Термін подання студентом дисертації: 13 грудня 2019 р.

3. Об'єкт дослідження: Патерни графіків котирувань на фондових ринках

4. Предмет дослідження: Згорткові нейронні мережі для класифікації патернів котирувань

5. Перелік завдань, які потрібно розробити:

1) дослідити сучасний стан та особливості застосування згорткових нейронних мереж у задачах розпізнавання образів;

2) розробити математичну модель за допомогою згорткових нейронних мереж;

3) розв'язати розроблену математичну модель та на її основі створити програмний продукт;

4) пошук даних для застосування в програмі;

5) реалізувати програмний продукт на основі конволютивних нейронних мереж;

6) розробити стартап-проект виведення на ринок результатів дослідження;

7) розробити концептуальні висновки за результатами наукового дослідження

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:

1). Графічні зображення графіків котирувань (рис.);

2). Схеми архітектури згорткових нейронних мереж (рис.)

- 3). Схема побудованої мережі CNN (рис.);
- 4). Приклади функціонування створеного програмного продукту (рис.);
- 5). Таблиці у розділі стартап-проекту

7. Дата видачі завдання: 05 вересня 2019 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації
1.	Концептуальний вступ дисертації. Формулювання об'єкта, предмета, цілі, завдань, новизни, практичної значущості результатів	18.09.2019—20.09.2019
2.	Перший розділ. Огляд проблемної області	21.09.2019—25.09.2019
3.	Другий розділ. Огляд літературно-інформаційних джерел	21.09.2019—30.09.2019
3.	Другий розділ. Розробка CNN-BP моделі	01.10.2019—09.11.2019
4.	Третій четвертий. Огляд програмного продукту та аналіз отриманих результатів	10.11.2019—16.11.2019
6.	П'ятий розділ. Стартап-проект	17.11.2019—20.11.2019
7.	Концептуальні висновки. Перспективи розвитку отриманих рішень	21.11.2019—26.11.2019

Студент

А.В. Коваленко

Науковий керівник дисертації

В.Я.Данилов

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 72 с., 21 рис., 29 табл., 1 додаток, 17 джерел.

Тема магістерської дисертації «Система підтримки прийняття рішень для прогнозування цін акцій фінансового ринку на основі рекурентних нейронних мереж».

Актуальність магістерської дисертації обумовлена високим розвитком нейромережових технологій та штучного інтелекту, потреба в зростанні якості прогнозів фінансових ринків, незавершеність формування цілісного уявлення щодо прогнозування цін на фінансових ринках.

Об'єкт дослідження - нейронні мережі на основі рекурентної архітектури, їх можливості та перспективи у сфері фінансового прогнозування.

Предмет дослідження - моделі та методи застосування нейронних мереж для задач прогнозування, шляхи покращення існуючих методів та систем прогнозування.

Метою магістерської дисертації є підвищення якісних характеристик роботи рекурентних нейромереж для розв'язання задач прогнозування фінансових ринків. Для досягнення мети були поставлені наступні задачі:

1. Огляд предметної області та аналіз існуючих рішень, архітектур нейромереж;
2. Розробка нових підходів до прогнозування на основі використання елементів штучного інтелекту;
3. Розробка програмного комплексу, що забезпечуватиме просте використання існуючих та розроблених методів для вирішення задачі прогнозування часових рядів.

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ОБРОБКА ДАНИХ, ТЕНЗОР, ПРОГНОЗУВАННЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ.

ABSTRACT

Thesis work: 7293 pp., 21 fig., 29 tabl., 1 application, 17 sources.

The theme of my master's dissertation «Decision making support system for prediction of stock prices in financial area based on recurrent neural networks».

The urgency of the Master's dissertation is due to the high development of neural network technologies and artificial intelligence, the need to increase the quality of forecasts of financial markets, the incomplete formation of a holistic view of forecasting prices in financial markets.

Object of research - neural networks based on recurrent architecture, their capabilities and prospects in the field of financial forecasting.

Subject of research - models and methods of using neural networks for forecasting tasks, ways of improving existing methods and forecasting systems.

The purpose of the master's dissertation is to increase the qualitative characteristics of the work of recurrent neural networks for solving tasks of forecasting of financial markets. To achieve the goal were the following tasks:

1. Object review and analysis of existing solutions, neural network architectures;
2. Development of new approaches to forecasting based on the use of elements of
3. artificial intelligence;
4. Development of a software complex that will provide easy use of existing and developed methods for solving the problem of prediction of time series;

NEURAL NETWORKS, DATA PROCESSING, TENSOR, FORECASTING, MACHINE LEARNING.

ЗМІСТ

ВСТУП	8
1 ОГЛЯД ПРОБЛЕМНОЇ ОБЛАСТІ	9
1.1 Технічний аналіз та ідея	9
1.2 Технічний та фундаментальний аналіз	10
1.3 Гіпотеза ефективного ринку	11
1.4 Впровадження технічного аналізу	13
1.4.2 Японські свічки	14
1.5 Найрозповсюджені патерни графіків котирувань	17
1.5.1 Патерн “Голова та плечі”	17
1.5.2 Патерн “Потрійна вершина”	18
1.5.3. Патерн “Вимпел”	19
1.5.4. Патерн “Трикутник”	19
1.5.6. Патерн “Прапор”	20
1.6 Теоретична класифікація теми	22
1.7 Висновки.	23
2.1 Дослідження розпізнавання образів патернів	25
2.2 Методологія розпізнавання патернів, яка базується на функції приналежності.	27
2.3 Методологія розпізнавання патернів на базі рекурентної нейронної мережі.	34
2.3 Методологія розпізнавання патернів на базі згорткової нейронної мережі.	37
2.4 Висновки до розділу	42
3 РОЗРОБКА CNN-ВР МОДЕЛІ	44
3.1. Вхідні данні.	44
3.2 Побудова згорткової нейронної мережі для розпізнавання паттернів.	47
3.3.1 Загальна структура Мережі.....	47
3.3.2 Згортковий шар	48
3.3.3 Шар Пулінгу	50
3.3.4 Вихідний шар	51
3.4 Запропоновані алгоритми.....	52
3.4.1 Згорткова нейронна мережа с РБ.	52

3.4.2 Звичайна згорткова мережа.....	54
3.4.3 Архітектура мережі.....	55
3.5 Висновки до розділу	57
4 ОГЛЯД ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ ТА АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ.....	58
4.1. Опис програмного продукту.....	58
4.2 Вибір мови програмування	58
4.3 Інтерфейс користувача	59
4.4 Тестування мереж	60
4.5.Висновки до розділу	61
5 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ	62
5.1. Опис ідеї проекту.	62
5.2. Технологічний аудит проекту.....	64
5.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.....	65
5.4. Розроблення ринкової стратегії проекту.	74
5.5. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту.....	77
5.6. Висновки до розділу	79
ВИСНОВКИ.....	80
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	81
ДОДАТОК А лістенінг програми	83

ВСТУП

Будь-який вид прогнозування - це складне завдання, особливо там, де майбутнє дуже мінливе. Фондовий ринок є дуже мінливим і непередбачуваним за своєю природою. Тому інвестори завжди ризикують, сподіваючись скласти проект. Люди хочуть інвестувати на фондовий ринок і очікують прибуток від своїх інвестицій. Існує багато факторів, які впливають на ціни акцій [1-3], такі як попит та пропозиція, тенденції на ринку, глобальна економіка, корпоративні результати, історична ціна, суспільні настрої, чутлива фінансова інформація, популярність (такі як хороші чи погані новини компанії), все це може призвести до збільшення або зменшення кількості покупців тощо. Хоча можна проаналізувати безліч факторів, все-таки важко досягти кращих показників на фондовому ринку та передбачити майбутню ціну.

Прогнозування ціни на конкретну акцію на один день вперед - саме по собі дуже складне завдання. У цьому дослідженні ціни на акції на наступний день прогнозуються для кожного окремого дня одного цілого року. На кожен день проводяться порівняння з фактичними цінами для підтвердження моделі. У цьому дослідженні дано відповіді на два питання нижче:

1. Як ми можемо прогнозувати ціни на акції на день вперед, використовуючи лише історичні дані про ціни?
2. Як можна перевірити результати для розробленої моделі?

У цьому дослідженні рекурентна нейронна мережа з довгою короткостроковою пам'яттю (LSTM) використовується як технологія машинного навчання для аналізу та прогнозування майбутніх цін на акції на основі історичних цін.

1 ОГЛЯД ПРОБЛЕМНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Технічний аналіз та ідея

Технічний аналіз включає фінансову тему з великими традиціями серед інвесторів та спекулянтів взагалі. У 1970-х роках технічний аналіз вже був широко розповсюджений і застосовувався, як інструмент для прийняття інвестиційних рішень. Пізніше фахівці використовували інструменти технічного аналізу для прийняття короткострокових рішень. Технічний аналіз можна узагальнити, як вивчення дії самого ринку. Це наука, яка описує історію цін і намагається вирахувати з цієї зображеної історії ймовірну майбутню тенденцію. У цьому контексті технічний аналіз включає групу показників, осциляторів та моделей діаграм, метою яких є прогнозування фінансового активу рух цін на основі історичної інформації про ціни, аналізуючи часові ряди минулих показників. Технічний аналіз застосовує різноманітні методи прогнозування, як аналіз діаграм, циклічний аналіз та комп'ютеризовані системи технічної торгівлі. Ринки, які аналізуються - це не тільки фондові ринки, але й товарні або закордонні біржові ринки.

Ідея технічного аналізу полягає в тому, що ціни рухаються в тренді і всі дані, щодо компанії вже включені до ціни акцій. Таким чином, на відміну фундаментального аналізу, окремі дані вже не потрібно збирати. Прінг, провідний технічний аналітик стверджує: "Технічний підхід до інвестицій - це по суті відображення ідеї про те, що ціни рухаються в тенденціях, що є відображенням ставлення інвесторів до різноманітних економічних, грошових, політичних та психологічних факторів. Мистецтво технічного аналізу полягає у визначенні відносної зміни тенденції на ранній стадії і слідування ній. Ціни слідують тенденції також розуміння, і використання цієї тенденції має важливе значення для отримання прибутку та прийняття інвестиційних рішень.

Технічний аналіз можливо ще описати, як використання минулих рухів цін для прогнозування майбутніх цінових змін. Схоже визначення пропонують і Leight and Purvis (2008), "технічний аналіз використовує минулу динаміку ціни та обсягу для прогнозування майбутніх цін на акції». Підсумовуючи, у фінансовому світі існує декілька визначень для технічного аналізу. Деякі незначні речі викладені по-різному, але зрозуміло, що всі автори мають спільне розуміння та бачення технічного аналізу

1.2 Технічний та фундаментальний аналіз

Під час пошуку ключових слів «Технічний аналіз» в пошуковій мережі Google знайдено 16 700 000 сторінок в порівнянні з лише 2 350 000 сторінок для "Фундаментальний аналіз". Це служить хорошим показником для широкого розповсюдження практичних спеціалістів саме технічного аналізу.

Аналітики фінансових ринків можуть бути класифіковані, як технічні або, як фундаментальні. Отже, прогноз на основі економічних показників компанії можна відрізнити від прогнозу на основі останніх відомих даних ринку. Перший спосіб називається фундаментальний аналіз, тоді як другий описує технічний аналіз.

Фундаментальний аналіз стосується вибору відповідних інвестиційних продуктів, під впливом попиту та пропозиції, що призводять до зростання, падіння або незмінності цін. У цьому сенсі фундаментальний аналіз вивчає насамперед макроекономічні зміни попиту та пропозиції. Цей аналіз бере до уваги та враховує основні дані компанії, такі як прибуток, грошовий потік, структура витрат, прибутковість, перспективи в майбутньому та акції різних компаній однієї галузі. На основі визначених показників фундаментальний аналіз порівнює та оцінює інвестиційні альтернативи. Булковський (2013) розуміє фундаментальний аналіз як інструмент того, що очікується через довгий

термін, тоді як технічний аналіз служить для короткострокових рішень. Тим не менш, і те, і інше інструменти корисні для вигідних інвестиційних рішень, але фундаментальний аналіз підтримує рішення при купівлі або продажі компаній.

На відміну від фундаментального аналізу, технічний аналіз спрямований на визначення правильних термінів інвестиційних рішень, купівлі продажу акцій за найкращим курсом, передбачення курсу цін або, як мінімум ймовірності цін. Обидва, фундаментальний та технічний аналіз відносяться до двох основних інструментів, але виділити з них кращого неможливо. Оскільки даний дослідницький проект орієнтований на технічний аналіз, фундаментальний аналіз більше не буде розглядатися.

1.3 Гіпотеза ефективного ринку

Історія гіпотези ефективного ринку (ЕМН) сягає понад 100 років тому, коли Bachelier (1900) моделював перший стохастичний процес, який зараз називається Brownian рух. Його докторська дисертація є історично першим документом, який використовує передову математику в для вивчення фінансів із застосуванням броунівського руху для оцінки майбутніх цін акцій. Bachelier підозрює, що ціни на акції слідує за броунівським рухом, а це означає, що ціни на акції непередбачувані. Пізніше Кендалл і Хілл (1953) розвивали ідею Bachelier і дійшли до висновку, що ціни на акції слідує за випадковим процесом і тому їх неможливо передбачити. Самуельсон (1965) підтвердив ці знахідки.

Як вже було розглянуто, технічний аналіз не завжди користувався хорошою репутацією в академічній літературі, в основному його суперечність аргументована в ГЕР. Для розуміння ГЕР, на сам перед, важливо детальніше ознайомитись з визначенням ефективності ринку.

У своїй роботі Fama розробив ГЕР, припускаючи, що ціна завжди повністю відображає всю наявну інформацію повністю і належним чином. Ціни

дотримуються випадкових процесів, тому інформація про ціни та обсяги минулого здається марною для прогнозування майбутніх ринкових цін. Тому отримання прибутку, торгуючи на основі набору інформації стає неможливим, оскільки ефективні ринки швидко пристосовуються до нової інформації. Отже, ГЕР можна перевірити, враховуючи чистий прибуток та ризик торгових стратегій, які покладаються на заданий набір інформації.

Згідно з ГЕР, відомі три форми ефективності (Jensen, 1978):

- Слабка форма ефективності

Інформація, негайно відображена в ціні, містить минулу історію ринкових цін (публічна інформація). Таким чином, прибуток можна отримати на основі додаткової інформації, яка не є публічною. В основному, можливо зробити висновок про відсутність зв'язку між минулою та майбутньою ціною, а також те, що зміна ціни сама по собі незалежна.

- Напівсильна форма ефективності

Не тільки інформація, що міститься в обліку минулих цін, але і вся загальнодоступна інформація доступна та міститься в ринкових цінах. Отримати прибуток можливо лише для інвесторів, які мають приватну інформацію. Цю інформацію можна використовувати для вигідних інвестиційних рішень.

- Сильна форма ефективності

Ця теорія включає як слабку, так і напівсильну форму, тому як і публічна, так і приватна інформація, а також історія минулих цін використовуються в визначенні майбутньої ціни. Це означає, що вся відома та доступна інформація вже включена в ринкову ціну. Іншими словами, більше прибутку не можливо отримати, і інвестори витрачають свій час. Пізніші дослідження не лише допомогли оцінити вигоду різних стратегій на основі технічного аналізу, але також поставити під сумнів самі основи ГЕР. Це вплинуло на репутацію технічного аналізу негативно.

1.4 Впровадження технічного аналізу

Сьогодні технічна торгівля відбувається за допомогою технічних торгових систем. Торгова система - це система правил, яка визначає місце купівлі-продажу фінансових активів на фондових ринках. Як заявляють Шарлебуа та Сапп, правило торгівлі це систематичний метод визначення часу, коли утримувати (0), купувати (+1) або продавати (-1) продавати активи. Таким чином, правило торгівлі формує автоматичні сигнали коли робити інвестиції, і тому це серце будь-якої торгової системи.

В останніх кількох раннях дослідженнях було доведено ефективність технічних правил торгівлі: Dooley and Shafer (1983) застосували просте правило фільтрації щодо денних курсів валют, в той час як Sweeney (1986) працював із порівнянними методами аналізуючи курс німецької марки. Шульмейстер (1987) та Тейлор і Allen (1992) також мають дослідження, які підтверджують прибутковість технічних правил торгівлі, які перевірені на валютних ринках у більш ранні періоди.

1.4.1 Технічні правила торгівлі

В одній зі своїх публікацій Шинкевич детально розглядає технічні правила торгівлі, як складові технічних торгових систем. Він розрізняє технічні правила торгівлі за фіксованими або змінної довжини періодами.

У той час як правило змінної довжини описує ситуацію, коли "трейдер зберігає відкриту позицію після сигналу купівлі або продажу, поки не з'явиться протилежний торговий сигнал", правило фіксованої довжини визначається ситуацією, коли "період тримання після сигналу має фіксовану довжину і сигнал, що виникає в період утримування, ігноруються». Далі, Шинккевич описує "варіацію правила торгівлі, яку може накласти один з двох застосованих фільтрів для усунення імовірно слабких сигналів. Один з таких фільтрів являє собою фіксований відсотковий діапазон: сигнал купівлі (продажу) виникає, якщо ціна змінюється на фіксований відсоток. Другий фільтр виконаний у вигляді параметра затримки в часі: він вимагає, щоб сигнал залишався дійсним на заздалегідь визначений час до остаточної позиції. Тільки один фільтр накладається в заданий час.

Як показано, технічні правила торгівлі можуть бути простими або складними. Залежно від мети, трейдери приймають рішення за чи проти певного виду торгівлі. Загалом, правила торгівлі служать для оцінки поведінки інвесторів. Всі інвестори хочуть однаково двох речей: покупка за найнижчою можливою ціною, спрямована на продаж за найвищою можливою ціною. Ця стратегія має бути відображена в сенсі правила торгівлі, включаючи пороги, оскільки кожен природний інвестор відчуває індивідуальні вагання, щодо купівлі чи продажу активу.

Нарешті, ще одним важливим аспектом є те, що правила торгівлі дозволяють перевірити гіпотезу ефективного ринку і, як наслідок, прибутковість стратегій торгівлі.

1.4.2 Японські свічки

Ціни акцій визначаються виключно попитом та пропозицією. Якщо попит на покупку акції перевищує фактичну пропозицію, яку пропонує компанія, ціна

на акцію буде, швидше за все, буде рости, і якщо попит менший, ніж пропозиція, швидше за все, ціна на акцію буде падати.

Фінансова практика пропонує різноманітні можливості, як графічно зобразити поведінку ціни фінансових активів. При аналізі часових рядів, аналітик має вибір, чи аналізувати ціни відкриття чи закриття, найнижчі або найвищі ціни, або середні ціни, або тіло японських свічок. Враховувати тіло японської свічки означає, включити в аналіз більше інформації про розвиток ціни. Незважаючи на те, що японські торговці рисом вже застосовували свічки в 17 столітті, західні країни познайомилися зі свічками лише до початку 1990-х. В основному це пояснювалося поганою зрозумілістю та проблемами перекладу. Пізніше кілька аналітиків детально проаналізували японські свічки та розкрили їх для широкої аудиторії.

Рисунок 1.1 ілюструє два типи японських свічок (зростаючі та спадаючі ринки) та конкретну інформацію про ціну, яка включена до неї та визначена на лінійній діаграмі:

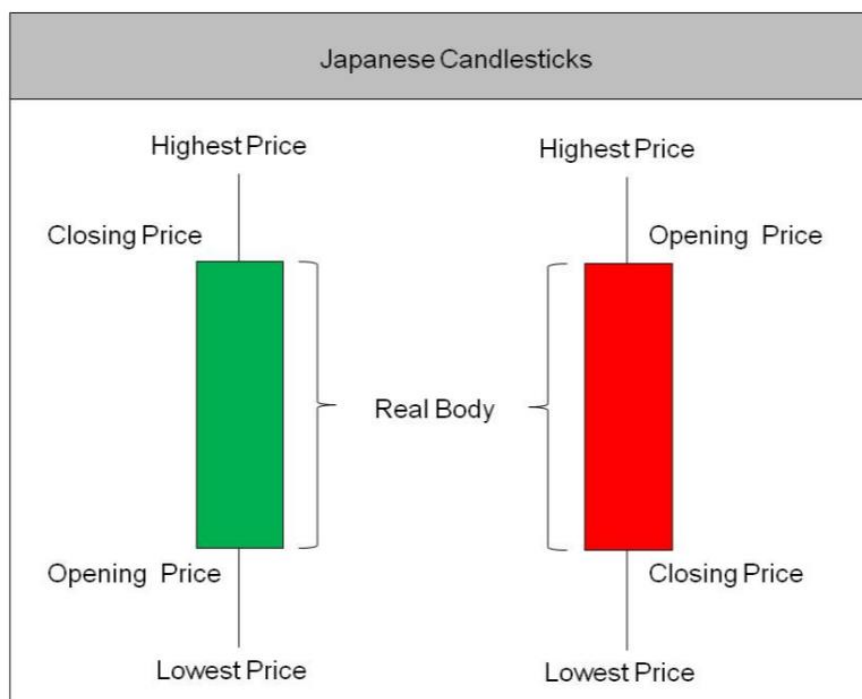


Рисунок 1.1 - Ілюстрація японської свічки для зростаючого та спадаючого ринку

На рисунку 1.1 видно, що, крім відкриття та закриття інформації про ціни, також відображається інформація про найнижчу та найвищу ціну за певний період. В ті дні коли, акції ростуть в ціні, ціна відкриття відображається через дно свічки, в той час як верхній край свічки ілюструє ціну закриття. У дні, коли акції падають, ціна відображається на свічці навпаки.

У той час як краї тіла японської свічки відображають ціну відкриття та закриття, вертикальні лінії на кінцях виражають найвищу і найнижчу ціну, досягнуту в межах розглянутого періоду. Тривалість для, якої розглядається палички зверху та знизу свічки залежить від вимог, які має аналітик і цей період може тривати від однієї секунди до року.

Використання японських свічників у аналізі графіків набуло широкого поширення; фактично, в даний час більшість торгових платформ працюють з таким форматом представлення цінових коливань. Залежно від того, чи вища ціна відкриття чи закриття, звідси, зросли ціни чи впали, тіло палички свічки має інше забарвлення. Чорно-білі або червоно-зелені є найпопулярнішими кольоровими парами, щоб проілюструвати тенденцію до зростання чи падіння. На зростаючому ринку тіло японської свічки часто біле або зелене, тоді як спадаючому тіло свічки зазвичай є чорним або червоним.

Caginalp і Laurent (1998) описують наступні переваги використання японських свічок:

- ”Визначення, як правило, є більш точними, ніж у довгих моделях.
- Інтервали часу фіксуються, полегшуючи статистичні тести.

Подальші переваги можна підсумувати як:

- Свічки та їх унікальну структуру легко зрозуміти, що їх робить переконливими та легко керованими в технічній торгівлі.
- Свічки вказують на більш ранню зміну ринку чим бари або інші ілюстрації.

Таким чином, японські свічки оптимізують терміни прийняття будь-якого інвестиційного рішення.

- Нарешті, перспектива свічок відкриває подальшу інформацію для аналізу.

Крім вищезазначених переваг, швидкого візуального спостереження та вичерпної інформації, що містяться у свічках, теорія японських свічок має і недоліки.

Деякі торговці вважають недоліком те, що чітка інформація відкриття та закриття ціни порівняно з гістограмами не завжди вказана, хоча свічка чітко визначена її тілом. Ще один недолік може виникнути через значну кількість неправильних тлумачень свічників, які мали місце аналітики в минулому. Крім того, довгострокова діаграма виявляється складнішою, якщо відобразити її в вигляді свічок, оскільки окремі свічки неможливо чітко визначити.

На практиці існують інші представлення цін на ринку. Не тільки японські свічники, але й також ілюстровані графіки, лінійні діаграми застосовуються для ілюстрації руху цін. Тим не менше, в подальшому в даній роботі ми будемо використовувати японські свічки

1.5 Найрозповсюджені патерни графіків котирувань

1.5.1 Патерн "Голова та плечі"

Голова і плечі (перевернуті голова і плечі) - Патерн розвороту тренду. Названий так, оскільки графік схожий на людську голову (пік) і плечі з боків (менші списи). Коли ціна прориває лінію, що сполучає западини, патерн вважається завершеним, а котирування, швидше за все, рухатимуться вниз. Модель "Перевернуті голова і плечі" виникає на графіці вверх ногами. Даний паттерн можемо спотерігати на рисунку 1.2



Рисунок 1.2 - Патерн “Голова та плечі”

1.5.2 Патерн “Потрійна вершина”

На риснку 1.3 зображено патерн “Потрійна вершина”



Рисунок 1.3 - Патерн “Потрійна вершина”

1.5.3. Патерн “Вимпел”

Модель схожа на "прапор", але розташована горизонтально у формі симетричного трикутника. Тривалість від декількох днів до декількох тижнів. Він зображений на рисунку 1.4



Рисунок 1.4 - Патерн “Вимпел”

1.5.4. Патерн “Трикутник”

Патерн продовження. Розрізняють висхідні(спрямовані у бік, максимуми цін знаходяться на одному рівні, мінімуми підвищуються), низхідні (протилежний до висхідного) і симетричні трикутники (формується як патерн консолідації, коли широкий діапазон цін поступово скорочується згори і знизу

під тиском покупців і продавців). Приклад цього патерну спостежіємо на рисунку 1.5



Рисунок 1.5 - Патерн “Трикутник”

1.5.6. Патерн “Прапор”

Лінія ціни, яка коливається протягом певного періоду, буде представляти собою боротьбу між покупцями та продавцями. В результаті виходить візерунок, який у своєму завершеному вигляді може нагадувати деякий візерунок або патерн. Виходячи з цього, патерн класифікується і йому дається назва.

Аналіз діаграм пропонує різноманітні патерни. Клин, дно, трикутник, канал та прапор - це лише найосновніші з них, які професіонали застосовують на практиці.

У центрі уваги цього дослідницького проекту - це прапор. Прапори дуже легко помітити, дуже вигідні у відношенні ризику/вигоди. Залежно від того, ростуть чи падають ціни на ринках, існують два типи прапорів:

- висхідний тренд формує прапор бика після падіння ціни

-у низхідній тенденції з'являється прапор ведмедя і є практично дзеркалом прапора бика. Як правило, в навчальних статтях та книгах про технічний аналіз найчастіше згадують прапор, як найпопулярніший патер фондових ринків. Приклад цього патерну зображено на рисунку 1.6.

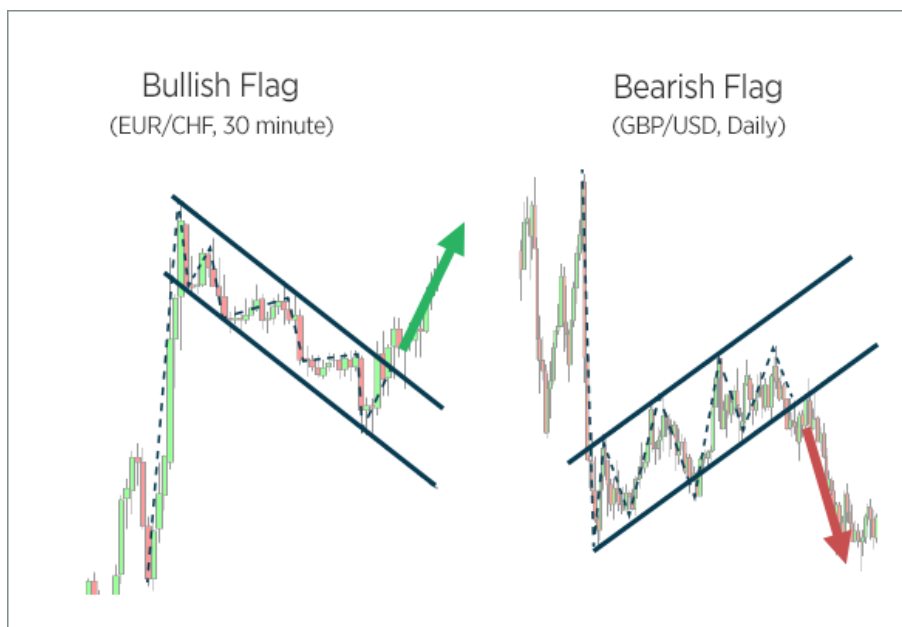


Рисунок 1.6 - Представлення діаграми цін акцій, що відображає патерн “Прапор”

Для ідентифікації прапора в першу чергу потрібен сильний рух вгору або вниз. Це основа шаблону прапора. Модель прапора-бика може трактуватися як «сильна тенденція зростання цін, що переривається на період, протягом якого інвестори "консолідують свої прибутки", а потім поновлюється тенденція до зростання цін. Після бичачого прориву, очікується, що ціна продовжиться у напрямку зростання

У Даунеса та Гудмена може бути знайдено більш загальне визначення форми візерунка прапора: ”Шаблон технічної діаграми, що нагадує прапор у формі паралелограма з щоглами з обох боків, показуючи консолідацію в межах тренду. Це наслідок коливань цін у вузькому діапазоні, що передувало і супроводжувалося різкими підйомами чи зниженнями ». Тому ця ситуація, коли ціна різко зазнає руху вгору або вниз відповідно до прапора бика або прапора медведя відповідно; після цього рух ціни стабілізується в межах діапазону

протягом певного періоду часу, поки він знову не зазнає сильного руху в тому ж напрямку, що і початковий.

Загальні прогнози моделей прапора однакові на довгострокову та короткострокову перспективу. Але інвестор повинен бути обережним, що модель, яка здається прапором на довгостроковій перспективі, може бути зворотною схемою, а не консолідацією для іншого кроку вперед. Тим не менш, прапори - це короткострокові торгові схеми. Ринки рухаються за швидкими прапорами, які є найменшими за тривалістю. Зазвичай вони займають два-сім днів торгової активності. Найдовший період прапора - всього кілька тижнів.

1.6 Теоретична класифікація теми

В принципі, обраний підхід для цієї роботи належить до галузі фінансового аналізу. Взагалі фінансовий аналіз стосується вибору, оцінки та інтерпретації фінансових даних та іншої відповідної інформації для допомоги в оцінці діяльності та фінансового стану компанії.

Фінансовий аналіз, рисунок 1.7, спрямований на оптимізацію прибутку та ефективності, зменшуючи при цьому ризик. Протягом останніх десятиліть методи фінансового аналізу мали прогрес. Перебуваючи у 50-60-х роках був проведений аналіз внутрішньої цінності акцій із застосуванням фундаментального аналізу

Широке поширення набув технічний аналіз в 70-х роках, в той час інвестори використовували комп'ютерні підходи технічного аналізу. Пізніше підхід до поведінкового фінансування був виявлений, як інноваційний метод фінансового аналізу.

У контексті цього дослідницького проекту можливим орієнтиром для дій може бути покупка, утримування або продаж активів. Вибір відповідної дії безпосередньо буде залежати від ситуації на фінансових ринках, визначених

станом певних економічних змінних. Наприклад відсоткові ставки, замовлення тощо.

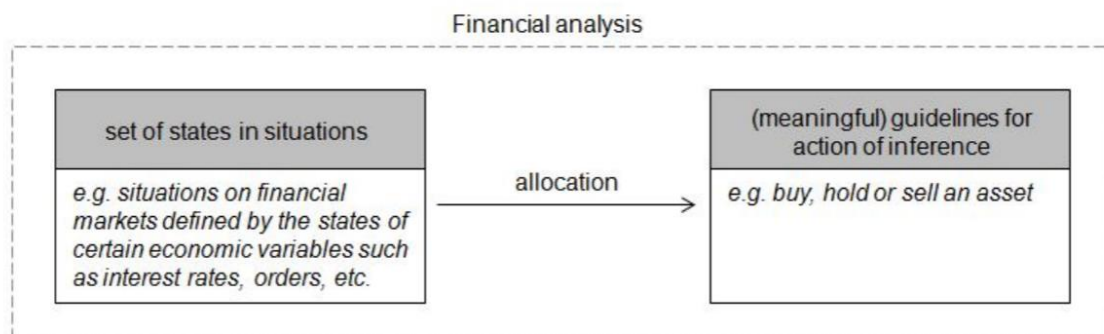


Рисунок 1.7 - Теоретична класифікація теми

Відповідно до методу, застосованого в цьому дослідницькому проекті, розпізнавання патерна “прапор” буде описувати стан ринку в різних ситуаціях. Залежно від того, бичачий чи ведмежий прапор був знайдений, буде визначена наступна стратегія: купівля чи продаж активу за попередньо визначеними рівнями отримання прибутку (TP) або зупинення збитків (SL). Якщо патер “прапор” був ідентифікований, то після цього він не буде з’являтися щодня, приблизна поява патерна один раз на місяць. Тому необхідна велика кількість даних для аналізу.

1.7 Висновки.

Проаналізувавши історію та власне значення фінансового аналізу, на цьому етапі дослідження виникає питання, чи є технічний аналіз лише інструментом наукового дослідження чи технічний аналіз може використовуватись реально в практичних цілях. Це розділ розглядає те, як технічний аналіз використовується на практиці в даний час та в минулому.

Тейлор та Аллен (1992) проводили опитування компаній, що займаються торгівлею валютою. В результаті своїх досліджень автори показують, що більше

90% фірм, які були опитані використовують певну форму технічного аналізу, принаймні при визначенні їх короткострокових термінів для інвестиційних стратегій на валютних ринках. Їх робота свідчить про те, що технічний аналіз підтримує прийняття інвестиційних рішень і у спеціалізованих компаніях, і це не просто теоретичні методи придумані науковцями.

Lui and Mole (1998) провели опитування в Гонконзі, опублікувавши свої результати в 1998 році, зазначаючи, що технічний аналіз майже вдвічі важливіший, ніж фундаментальний аналіз для короткострокових інвестицій. Таким чином, технічний аналіз позитивно впливає на короткий термін прийняття рішень в компаніях, розташованих у Гонконгу.

Cheung і Chinn (2001) опублікували своє опитування американських валютних трейдерів в 2001 р. На запитання, якими були їхні торгові практики, найпопулярніша відповідь (с майже 30% респондентів) проводили «технічний аналіз». Як показано, технічний аналіз має гарну репутацію і на американському валютному ринку.

Парк та Ірвін у 2004 році стверджували те, що «технічний аналіз широко використовувався на ринку учасників ф'ючерсних ринків та валютних ринків, а це близько 30% до 40% практикуючих фахівців, що використовують технічний аналіз для короткотермінових прогнозів.

Підводячи підсумок, ці декілька внесків ілюструють, що технічний аналіз - це не лише суто інструмент академічного світу, але також служить практичним інструментом у світі бізнесу. Важливо зазначити, що автори підкреслюють прогнозованість на короткий термін за допомогою технічного аналізу та звертають увагу на різні ринки.

2.ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

2.1 Дослідження розпізнавання образів патернів

Одне з перших досліджень у галузі технічного аналізу було написане у 18 столітті, після того, як японці розробили техніку складання свічок. На Заході ця методика була введена в 1970-х роках. Charlebois and Sapp (2007) проаналізували найбільший фінансовий ринок у світі - валютний ринок. Натхненні дослідженнями, зробленими до 1995 року, де слабка форма ефективності ринку була відхилена, автори концентруються на декількох варіантах, а конкретніше на відкритому інтересі до аукціоні на біржовому ринку “доллар/німецька марка” з 1988 по 1999 рік. Шарлебуа і Сапп застосовують найпопулярніші стратегії, базовані на історичних даних і використовують їх, як орієнтир. Вони приходять до висновку, що "валютний ринок, і особливо ринок «долар США / німецька марка», не видається настільки ефективним, як передбачає теорія, не стільки через стратегію через історичні ставки, скільки через інше джерело інформації, ринок опціонів ». Нарешті, їх результати показують що загальна стратегія, що використовує інформацію з історії грошових коштів (АТМ), перевершує всі інші серії. Ефективність результатів були посилені тестами в на реальних ринках.

У 2009 році Хортон опублікував свою експертизу щодо прибутковості зірок, ворон та доджі патернів на фондових ринках. Хоча він використовував всього 349 зразків S&P500 у 1992 році, він приходить до висновку, що методи для аналізу японських свічок не підходять для торгівлі на ринку та знаходить лише незначну цінність у використанні свічок. Його дослідження вилилися в висновок, що минулу інформацію про ціну для акцій не має сенсу використовувати для прогнозування майбутніх рухів цін на акції». Хортон показує, що інвестиційні рішення на основі зірок, ворон та доджі патернів не рекомендуються для прогнозування, тому що немає цінності в торгівлі окремими акціями. Тим не менш, варто згадати це дослідження Хортон охоплює лише

дослідження чотирьох патенів бичачого ринку, чотири сигнали ведмежого ринку, аналізуючи короткий період у 1992 р.

У 2009 році Ван і Чан проаналізували запаси техніки, що торгуються в США, включаючи Microsoft (MSFT), IBM, Intel (INTC), Oracle (ORCL), DELL, APPLE (AAPL) та Hewlett–Packard (HPQ). Вони застосовують шаблонну сітку, зосереджуючись на двох видах графіків: шаблон, заокруглений вверху і блюдне, та звертають особливу увагу, на пояснення, як формувати вагові значення шаблону сітки. Вибірковий період охоплює щоденні прибутки у часі з дати котирування акцій на біржі до 24 вересня 2007 р. Витрати на транзакцію вважаються 1%. Далі автори здійснюють два різні торги, фіксуючи тенденції зміни ціни. Хоча правило А торгівлі служить для пошуку численних правил фільтра зі стабільними прибутками, використовуючи дані індексу NASDAQ, правило В являє собою торгове правило з використанням цих правил фільтрації для вивчення потенціалу прибутку для технологій акції з найбільшою ринковою козиркою в США. За їх результатами Ван і Чан проілюструють, те що правило В торгівлі точно прогнозує зміни цін на акції і, таким чином, генерує більшу віддачу, ніж щодня купувати протягом зразкового періоду Zapranis та Tsinaslanidis (2012) проаналізували новий механізм, заснований на правилах, для ідентифікації структури закруглення днищ, використовуючи ті самі американські технічні запаси, що і Ван та Chan (2009): MSFT, IBM, INTC, ORCL, DELL, AAPL та HPQ. Зразковий період також однаковий, але автори не враховують трансакційних витрат. Щоб це забезпечити враховується статистична значущість позитивних надлишків ", порівняння між середньою ринковою прибутковістю і середньою прибутковістю правила торгівлі керує дисперсією.

Загалом автори отримали позитивні результати за короткостроковий термін. Механізм, заснований на правилах запропонований в дослідженні можна розглядати, як експертну систему для перевірки прогнозування потужності технічного аналізу і, таким чином, перевірити слабку ефективність різних

фінансових ринків. Автори не застосовують методи відповідності шаблонів, як це робив Ван і Чан у 2009 р.

Нарешті, три з чотирьох представлених досліджень виявили ефективність ринку та показали позитивну оцінку результатів. Лише одне дослідження отримало негативні результати.

2.2 Методологія розпізнавання патернів, яка базується на функції приналежності.

Цей розділ слугує оглядом методології, застосованої до всіх показників всіх можливих ринків. Лей, Модані та ін., Лей, Пац та ін. та Leigh, Purvis та ін. є серед перших робіт, які запровадили розпізнавання подібного шаблону руху акцій. Для цього вони побудували функцію, яка слугувала зв'язком між ціновим вікном, яке вони намагалися оцінити, та ваговою матрицею. Наприклад, вагова матриця могла бути такою, як зображено на рисунку 2.1:

.5	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0
1	.5	0	-.5	-1	-1	-1	-1	-.5	0
1	1	.5	0	-.5	-.5	-.5	-.5	0	.5
.5	1	1	.5	0	-.5	-.5	-.5	0	1
0	.5	1	1	.5	0	0	0	.5	1
0	0	.5	1	1	.5	0	0	1	1
-.5	0	0	.5	1	1	.5	.5	1	1
-.5	-1	0	0	.5	1	1	1	1	0
-1	-1	-1	-.5	0	.5	1	1	0	-2
-1	-1	-1	-1	-1	0	.5	.5	-2	-2.5

←
→

←
→

Consolidation
Breakout

Рисунок 2.1 - Матриця вагових коефіцієнтів для шаблону медвежого прапора

Перші сім стовпців вагової матриці на рисунку 2.1 відповідають консолідації процесу, тоді як останні три стовпці вказують на різке підвищення ціни (прорив) .

Функція визначається як міра відповідності шаблону, який відображає патерн та значення ціни у вікні за p періодів торгів (тижнів, дні, 4 години, 15 хвилин тощо). Чим більше значення, що досягається функцією, тим більше більша ймовірність виявлення патерна прапора. Наша функція Fit_k за період k розглядає вікно цін, за період p (у випадку рисунку 4.1 $p = 10$), яка закінчується в $k-1$ день.

Перш за все, для значень індексу будується матриця розміром 10×10 , де кожен стовпець ідентифікується з кожним з p періодів цінового вікна, а рядки позначають максимум і мінімум, досягнутий індексом за ці p періоди.

Цей шаблон обчислює значення I_{it} , де підіндекс t відповідає кожному з цих p періодів цінового вікна, а субіндекс i відповідає ціновому рангу індекса. Ціни індексу впорядковані від найбільших до найменших для p періодів, розділивши їх на 10 частин або рядів однакового розміру. Наприклад, якщо індекс досяг максимум в 1000 балів і мінімум - 900 балів за цей період, то буде отримано 10 рядків по 10 балів у кожному рядку. Якщо за період t ціна позиції індексу над рядком i , то $I_{it} = 1$; а в іншому випадку $I_{it} = 0$.

За допомогою цього процесу можна побудувати матрицю із 100 значень (10×10), з яких 10 матимуть значення 1 і 90 матимуть значення 0. Більше того, кожен стовпець шаблону може містити лише комірку зі значенням 1; таким чином, ці клітини вказують на область ціни закриття для кожного з 10 періодів торгів.

Останнім етапом процесу обчислення функції fit , формула (2.1) є множення попереднього шаблону із шаблоном рисунка 2.1:

$$Fit_k = \sum_{t=k-10}^{k-1} \sum_{i=1}^{10} I_{it} * J_{it} \quad (2.1)$$

де I_{it} відповідає значенню комірки рядка i та стовпця t шаблону рисунка 2.1.

Рисунок 2.2 є прикладом того, як обчислюється значення функції fit для певного Цінового вікна. Матриця біля лівого верхнього кута відповідає рисунку 4.1:

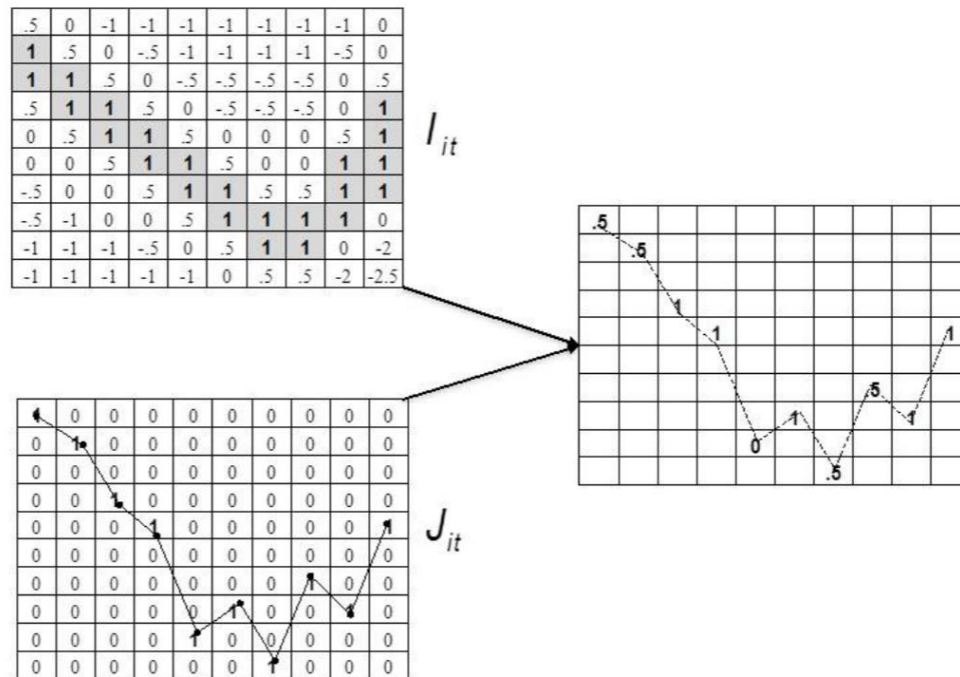


Рисунок 2.2 - Процес обчислення функції підгонки

У нижньому лівому куті представлено зміни цін протягом десяти днів. Осередки, у яких ціна закрилася, мають значення 1, а інші клітини мають значення 0. Результатом є матриця J_{it} . Нарешті, матриця праворуч від фігури отримана шляхом множення клітинки на клітинку кожної з двох попередніх матриць, що дозволяє оцінити значення $0,5 + 0,5 + 1 + 1 + 0 + 1 + 0,5 + 0,5 + 1 + 1 = 7$.

Якщо цінова позиція в деяких клітинках, позначених значенням 1, функція придатності буде збільшення в одній одиниці. Якщо ціна проходить через одну з комірок, позначених значенням 0, функція fit не змінить її значення; і якщо цінова клітина проходить через клітини позначеними від'ємними значеннями, функція придатності зменшиться. Таким чином ці цінові значення намагаються визначитись як прапорці, які слідує за аналогічною по еволюції до тієї, яка обмежена клітинами, позначеними значенням 1. Ідеальне значення функції fit - 10. Ціна може відвідувати лише одну комірку матриці. Максимально можливе попадання між ціною і паттерном прапора є те, що визначено Leigh, Purvis.

На шаблоні визначеному на Рисунку 2.1. знайдено переваги на користь винайденого торгового правила над паттерном прапора. Отримані результати були статистично важливими, і, по цій причині не підтверджують нульову гіпотезу на користь того, що ринки є ефективними. Навіть при тому, що комісійні кошти не були взяті до уваги, результати дослідження показують, що прибуток може бути вдвічі більшим ніж той, що отриманий завдяки стратегії купівлі з подальшим утриманням.

Незважаючи на позитивні результати, що були викладені в цих роботах, автори також наголошують на слабких місцях в шаблоні з рисунку 2.1. Через розкид цін цілком можливо, що деякі вікна цін будуть братися до уваги в якості прапорів, в той час, коли вони ними не є. Автори приводять декілька прикладів, для того, щоб підтвердити цю можливість. Вони представляють нову матрицю з новими коефіцієнтами, в якій кількість елементів позначених «1» була значно зменшена. Таким чином можна зменшити кількість елементів, через які проходить графік ціни, щоб розпізнати фігуру, як паттерн прапора.

Аналізуючи обидва індекси, NASDAQ та TWI, автори роблять висновок, що базуючись на паттернах прапорів, всі проаналізовані торгові правила передбачаються з високою точністю напрямку зміни ціни, при цьому для TWI індексу ступінь точності передбачення буде вище. Автори пояснюють вищу ступінь точності передбачення TWI індексу більшою зрілістю NASDAQ ринку.

Для того, щоб підвищити ступінь надійності висновків представлених вище, було запропоновано серію змін, які будуть представлені нижче. Перша важлива зміна до данного дослідження впроваджує нову матрицю вагових коефіцієнтів. Нова матриця ваг дозволить визначення паттерну прапора в більш точній манері, і, як результат, виправлення вузьких місць попередньої моделі, які зазначені вище.

Рисунок 2.3. дає приклад вагової матриці коефіцієнтів для визначення шаблону бичачого прапора. Сірі елементи ідентифікують падіння ціни. На матриці (a) присутнє вікно ціни, що може підпадати під визначення бичачого шаблону. В суммі значення темних елементів дадуть 6,5. На матриці (b) є також вікно ціни,

ступінь підходящості якого також рівне 6,5, про те воно не повинно вважатися тим, яке підходить під бичачий шаблон.

.5	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0
1	.5	0	-.5	-1	-1	-1	-1	-.5	0
1	1	.5	0	-.5	-.5	-.5	-.5	0	.5
.5	1	1	.5	0	-.5	-.5	-.5	0	1
0	.5	1	1	.5	0	0	0	.5	1
0	0	.5	1	1	.5	0	0	1	1
-.5	0	0	.5	1	1	.5	.5	1	1
-.5	-1	0	0	.5	1	1	1	1	0
-1	-1	-1	-.5	0	.5	1	1	0	-2
-1	-1	-1	-1	-1	0	.5	.5	-2	-2.5

.5	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0
1	.5	0	-.5	-1	-1	-1	-1	-.5	0
1	1	.5	0	-.5	-.5	-.5	-.5	0	.5
.5	1	1	.5	0	-.5	-.5	-.5	0	1
0	.5	1	1	.5	0	0	0	.5	1
0	0	.5	1	1	.5	0	0	1	1
-.5	0	0	.5	1	1	.5	.5	1	1
-.5	-1	0	0	.5	1	1	1	1	0
-1	-1	-1	-.5	0	.5	1	1	0	-2
-1	-1	-1	-1	-1	0	.5	.5	-2	-2.5

Рисунок. 2.3 - Матриця вагових коефіцієнтів для шаблону бичачого прапора.

Це пояснюється тим, що не зважаючи на присутній тренд падіння ціни, подальша зміна напрямку ціни не підтверджена. Таким чином, тренд зміни ціни не підпадає під бичачий шаблон. Вирішенням тут може бути підвищення порогу для визначення співпадіння, але в цьому випадку й вікна цін, що можуть підпадати під паттерн, можуть бути не помічені (загублені).

Подальший матеріал приведений в цій роботі має на меті усунути незручності через використання альтернативних вагових коефіцієнтів у матриці. Після визначення способу, яким визначаються паттерни прапорів, наступним кроком буде визначення торгової системи, рисунок 2.4. Технічна торгова система складається з набору торгових правил, що генерують торгові сигнали, у відповідності до різних значень параметрів. Для того, щоб впровадити трейдингову систему, необхідно визначити стартовий момент для того, щоб виконувати операцію купівлі (продажу) активу та умови закриття операції на ринку.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1
0	0	0	-1	-2	-2	-2	-2	-2	-2
0	0	-1	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3
0	-1	-3	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
0	-1	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
0	-1	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
5	-1	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5

Рисунок.2.4 - Вагова матриця для визначення бичачого паттерну

Рисунок 2.4. представляє собою запропоновану матрицю вагових коефіцієнтів для визначення бичачого тренду. Різниця по відношенню до матриці на Рисунку 2.1. може бути виявлена насамперед у формі бичачого тренду. Деякі автори використовують підходи консолідації та прориву, а деякі розглядають версію прориву та подальшої консолідації. Ця теорія більше відноситься до визначення прапора, яке дали Гудман на Доунс. Відповідно до їх визначення, за рухом прориву та консолідації, повинен слідували ще один прорив ціни, і цей останній рух повинен використовуватись для визначення торгового правила.

Друга різниця полягає у коливанні значені вагових коефіцієнтів на їх розподілі по площині матриці. Дуже важливо відмітити, що конфігурація вагових коефіцієнтів це дуже важливий фактор методології. Тільки один елемент матриці позначений позитивним ваговим коефіцієнтом, а саме той, що розташований в лівому нижньому куті і приймає значення 5. Для того, щоб ідентифікатор підходящості набув позитивного значення для вікна ціни, ціна обов'язково має починатися з цього елементу. Елементи, які містять нульові значення, визначають області в яких ціна може рухатися без створення загрози точності визначення паттерну прапора. В той же час рух ціни не повинен перетинатися з елементами матриці, які містять негативні значення, якщо вони

асимілюють вікно ціни і паттерн прапора. Як наслідок, чим нижче значення елемента матриці, тим більше відрізняється вікно ціни від паттерну прапора.

Запропонований розподіл вагових коефіцієнтів відноситься до IF-THEN логіки. Це відноситься до наближення поведінки інвесторів. Наступний приклад ілюструє цю ідею.

Якщо ті вікна ціни, чий коефіцієнт підходящості рівний чи більше за 4, визначені як ті, що вважаються прапорами, тоді наступні умови мають бути дотримані:

1. Ціна повинна попадати в елемент матриці зі значенням 5.
2. Ціна повинна відвідати максимум один елемент з негативним значенням.

Ці умови жорстко обмежують кількість елементів матриці, через які може проходити ціна, таким чином якнайменше 8 із 10 стовбців ціни мають попадати в елементи зі значенням 0. Якщо обидві умови виконані (IF) тоді вікно ціни співпадає з паттерном (THEN).

Мінімальні значення коефіцієнту підходящості, що повинне мати вікно ціни, щоб бути визначеним як паттерн, визначає аналітик. Дуже вимогливий поріг зменшить число вікон ціни, що були визначені як ті, що співпадають з паттерном, через зменшення статистичної важливості результатів. Це також діє і в зворотному напрямку, при виборі більш м'якого порогу, точне визначення фігури (як на рис.2.4.) буде неможливим.

Співпадіння історичних цін та матриці вагових коефіцієнтів представляє ще одну важливу різницю по відношенню до інших робіт. На відміну від роботи з близькими цінами, ця робота оперує з свічками. Це значить, що одна свічка може попадати в одну чи більше комірок стовбця матриці. Виходячи з цього, функція підходящості не буде знайдена тільки виходячи з результатів додавання десяти комірок, оскільки вона може включати більше значення. Варіація методу для ефективної роботи зі свічками адаптована замість роботи і більш простим закриттям ціни для того, щоб включати більше інформації про еволюцію ціни.

2.3 Методологія розпізнавання патернів на базі рекурентної нейронної мережі.

Ще одним підходом до аналізу трендів і визначення паттерну цін є рекурентні нейронні мережі. Рекурентна нейронна мережа, це штучна нейронна мережа, у якої вузли утворюють орієнтований у часі граф. Ця мережа може проявляти динамічну поведінку та використовувати свою внутрішню пам'ять для обробки довільних наборів вхідних даних. Це означає, що всі отримані данні залежать від результатів, які були здобуті на попередніх кроках.

В деяких випадках цей тип нейронних мереж може також використовуватись для прогнозування. Рекурентна нейронна мережа може також застосовуватись на цінових чартах для визначення трикутного паттерну.

Структура мережі не накладає жорсткого обмеження на довжину вхідних послідовностей і являє собою регулярну граматику з кінцевим числом станів. Збір даних для аналізу відбувався на основі даних цін на акції на Японській біржі. Експертом було проаналізовано велику кількість статистичних даних за три роки, в яких він вручну виявляв паттерни «трикутник». Шістнадцять виявлених патернів були чітко затверджені експертом як паттрени «трикутник». Також, початкові та кінцеві тижні цих паттренив були також визначені експертом. Паттерни відрізняються ім'ям та стартовим тижнем. Період «трикутного» паттерну (далі, «трикутний» період) коливався від 13 до 36 тижнів. Оскільки лінія опору була позначена на основі високих і низьких цін ці ціни використовувались як вихідні дані до нейронної мережі.

Нейронна мережа може мати чотиришарову архітектуру, рисунок 2.5, що складається з одного вхідного шару, двох прихованих шарів і одного вихідного шару для розпізнавання нелінійних паттернів.

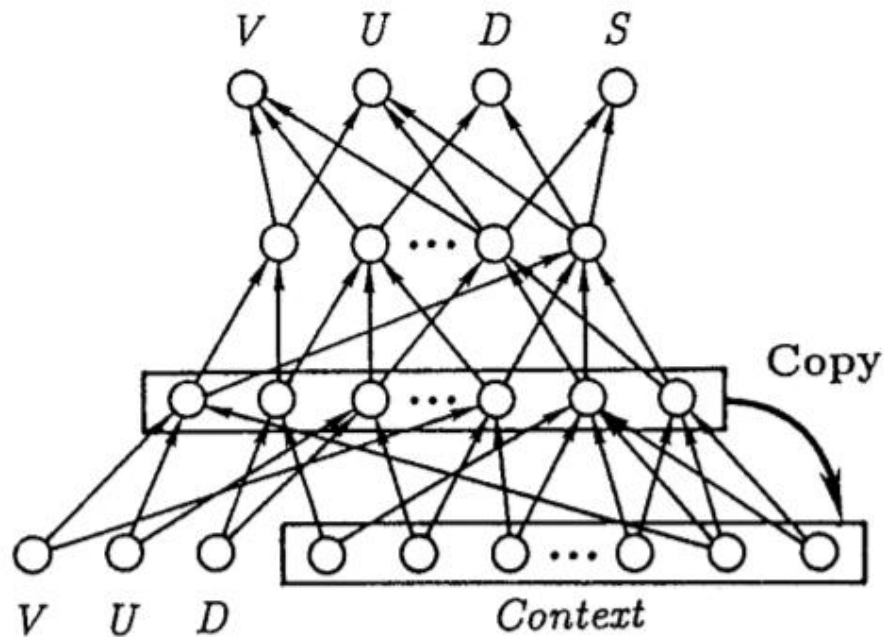


Рисунок 2.5 - Архітектура нейронної мережі

Виходячи і можливості, що навчальний сигнал може виходит з діапазону $[0;1]$, вихідне значення для кожного елементу вихідного шару обчислюється за допомогою наступної лінійної функції, формула (2.2):

$$f_1(x) = 0.4x, x \equiv \sum_{i=1}^m w_i y_i - \theta \quad (2.2)$$

Де y_i це вихідне значення i -го елементу попереднього шару, w_i це вага на з'єднанні з i -го елементу, θ це порогове значення, а m це номер елемента в попередньому шарі.

Вихідна функція для інших шарів представлена у вигляді сигмоїдної функції, формула (2.3):

$$f_2(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.3)$$

Вхідний шар складається з двох наборів елементів. Перший набір представляє данні по акціям V, U, D . Другий набір вхідних даних це так званий контекстний шар. Його елементи предствляють тимчасові данні, які визначені як копія активностей елементів першого прихованого шару на попередньому кроці.

Вихідний шар складається з прогнозуючих елементів для даних і також “трикутний” юніт S , який предствляє собою стан визначення «трикутного» паттерну.

Нейронна мережа з навчальним методом зворотнього поширення похибки тренується для визначення рис «трикутника» тренується зворотньо з використанням V_t, U_t, D_t у якості вхідних даних, при цьому використовуючи $V_{t-1}, U_{t-1}, D_{t-1}$ та S_{t-1} у якості навчальних сигналів у кожний момент часу t . Всі початкові сигнали для контекстного шару дорівнюють нулю. Тренувальні данні для елемента «трикутника» S_t , який визначає зупинку процедури виначення патерну, встановлений у значення 0,5 на період, що триває від початку трикутного паттерну до його першого піку. В іншому випадку, він приймає значення 0. Періоди різняться дл «трикутників» від 1 до 4.

Шістнадцять паттернів, що були визначені, як вхідні дані, були розділені на дві групи. Перша група має в собі п'ятнадцять паттернів для навчання мережі, друга група це тестовий патерн. Після того, як ітерації навчання мережі були завершені, помилка навченої мережі була дуже незначною та залишалася майже незмінною.

Для визначення точності робити нейронної мережі, вона приміняється до ретроспективних даних про ціни на акції починаючи з даних поточного тижня. Коли трикутники визначаються, обчислюється похибка, що є квадратом різниці між реальною ціною і прогнозованою ціною в період часу за тиждень до поточного. Ці данні переміщаються в контекстні елементи першого прихованого шару. Похибка накопичувалась зворотньо. Якщо активаційне значення «трикутного» елемента S знаходиться поза пороговим значенням (воно може бути встановлене 0,35) та значення помилки для елемента та в розрізі тижня знаходяться поза пороговим значенням (може бути прийняте за 0.3), то паттерн може бути визначений як трикутник. Коли нейронна мережа закінчила пошук на даних за три роки, вищенаведена процедура була закінчена після поточного тижня була замінена на минулий тиждень. Якщо різниця в «трикутному» періоді

між тим з поточною мережею і іншою, визначеною експертом, є у межах декількох тижнів, то період був коректно визначений нейронною мережею.

Рекурентні нейронні мережі це один з видів мереж, які були застосовані до аналізу та виявлення трендів чартів цін на активи. З поміж усіх паттернів, паттерн «трикутник» визначений як один з таких, що може дати чітке розуміння зміни ціни. Для цінового чарту виду «свічка», даний метод показав добрі результати, що підтвердилося з огляду на ідентифікацію 15 типаттернів з 16 запропонованих під час експерименту. Також було зазначено, що помилка навченої нейронної мережі була малою з непомітними відхиленням.

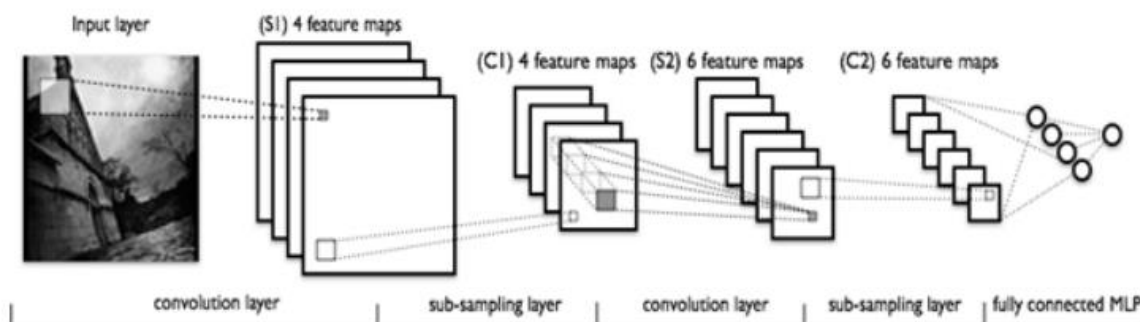
2.3 Методологія розпізнавання паттернів на базі згорткової нейронної мережі.

Іншим способом розпізнавання паттернів в чартах цін на цінні папер є згорткові нейронні мережі – Convolutional Neural Networks. В цьому розділі буде розглянуто суть методу.

Згорткова нейронна мережа це один з найкращих методів програмного розпізнавання або класифікації зображень. Класифікація зображень це прийом зображення на вхід і вивід класу, до якого відноситься це зображення.

Згорткові нейронні мережі це тип нейронних мереж зі зворотним зв'язком у якій схема взаємодії між електронами створена на основі організації системи візуальної кори людського мозку.

Згорткова мережа складається з декількох типів шарів: згорткові шари (convolutional), субдискретизуючі (subsampling, підвибірка) та шари звичайної нейронної мережі (персептрона). Схематично побудова згорткової мережі зображено на рисунку 2.6.



Риунок 2.6 - Топологія згорткової нейронної мережі.

Перші два типи шарів (convolutional, subsampling), чергуючись між собою, формують вхідний вектор ознак для багатшарового персептрона.

Свою назву згорткова мережа отримала за назвою операції, яка лежить в основі її функціонування – згортки. Детальний розгляд операції згортки буде описано далі.

Згортка є математичний терміном і визначає операцію між матрицями. Згортковий шар має невелику матрицю, яку також називають ядром або фільтром. По мірі того, як ядро ковзає або згортається по матричному представленню вхідного зображення, воно обчислює поетапне множення значень в матриці ядра і вихідних значень зображення.

Згорткові мережі є вдалим компромісом між біологічно правдоподібними мережами і звичайним багатшаровим персептроном. В середньому точність розпізнавання таких мереж перевершує звичайні штучні нейронні мережі на 10-15

Існують 1D та 2D згорткові нейронні мережі. 1D мережа очікує послідовність з декількома значеннями. 2D мережа очікує матрицю.

В основі гарного розпізнавання зображень згортковою нейронною мережею є концепція загальних ваг. Згорткові мережі можуть швидко працювати на і швидко навчатися за рахунок чистого розпаралелювання процесу згортки по кожній карті, а також концепції зворотної згортки при поширенні помилки по мережі.

Для аналізу паттернів чарту цін акцій зазвичай використовується або нейронна мережа згорткового типу, або Deep Learning на основі нейронної мережі згорткового типу на LSTM (Long Short Time Memory). В якості прикладу опису методу взято ідентифікацію паттерну для “медвежого” прапора. Так як мережа очікує введення зображення нами буде використано чарти типу «свічка» або лінійні чарти. Прикладом таких даних є Рисунок 2.7. на якому зображено чарт типу «свічка» з трендом «медвежий» прапор.



Рисунок 2.7. Приклад свічкового чарту з трендом «бичачий» прапор

При тренуванні нейронної мережі на чартах типу «свічка» результати отримані на 3% кращі ніж після тренування на лінійних чартах.

В процесі застосування на даних зібраних за рік мережа виявила 3000 проявів паттерну «медвежий» прапор з періодом 30 хвилин, що було проміжком часу з найкращими результатами. Знайдені паттерни були тими, що співпали з приблизними пропорціями визначеними через спостереження за відмінно визначеними та гарно задокументованими випадками появи тренду.

Так як пропорції були доволі вільно визначені, допускається, що частина визначених трендів була не вірною, тому було вирішено змінити пропорції у більш строгій манері. Були вибрані поточні параметри для визначення паттернів, які сталися на чартах, таким чином ми мінімізували хибно позитивне спрацювання. Приклад архітектури нейронної мережі згорткового типу, яка застосовувалась для визначення тренду «медвежий» прапор приведена на

Рисунку 2.8.

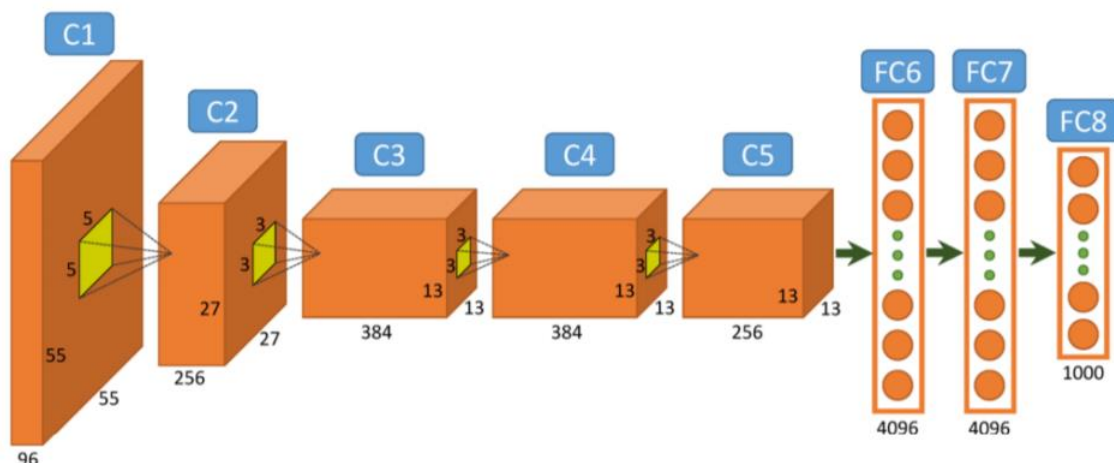


Рисунок 2.8 - Архітектура нейронної мережі згорткового типу для визначення паттерну тренда типу «медвежий прапор».

Під час тренінгу мережі відбулося проріження (down sampling) кількості прикладів без паттерну для того, щоб досягти 50% розподілу позитивних та негативних випадків. Ці зразки були майже випадково розподілені з поміж усіх випадків, для того щоб уникнути часових рамок, що накладаються одна на одну. Ця система може виступати за основу системи сповіщення для купівлі та продажу або навіть автоматичної купівлі та продажу.

Хибно позитивна помилка в цьому випадку, це створення сповіщення для користувача, коли на це немає підстави, або потенційна втрата коштів. Варто уникати будь якого з цих випадків. Хибно позитивна помилка це помилка першого роду. Помилка другого роду, або хибно негативна помилка, означають лише втрату потенційних можливостей для заробітку. Виходячи із визначень, необхідно притримуватись правила повного уникнення помилок першого роду з можливістю мати помилки другого роду, але у якомога меншій кількості.

В деяких випадках були також застосовані 2D мережі для визначення трендів, які були набагато складнішими за 1D мережі. Декілька тактик було застосовано до 2D мереж, наприклад, таких як оптимізація гіперпараметрів методом пошуку по ґратці для різних типів тренувального набору. Це була

доволі складна задача, оскільки грань між перенавчанням і недонавчанням дуже хитка у випадку коли нейронна мережа знаходить зв'язок між вхідними і вихідними параметрами. При застосуванні мережі на лінійних графіках рівень розпізнавання досяг 91%. Ці значення були досягнуті при використанні лінійної OHLC (open high low close chart) діаграми високих значень, як зображено на рисунку 2.9.

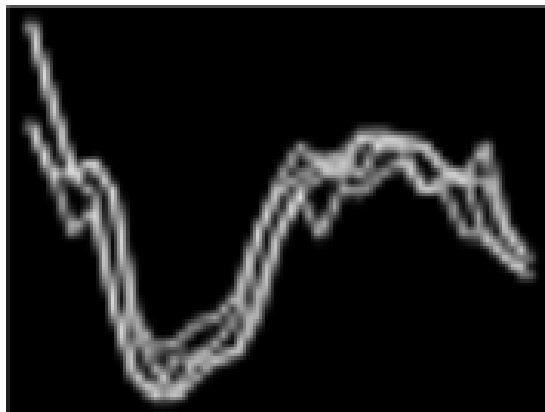


Рисунок 2.9 - OHLC лінійні чарти для тренування нейронної мережі.

При використанні даних OHLC типу «свічка», як зображено на рисунку 2.10, відсоток розпізнавання досягнув позначки 93%.

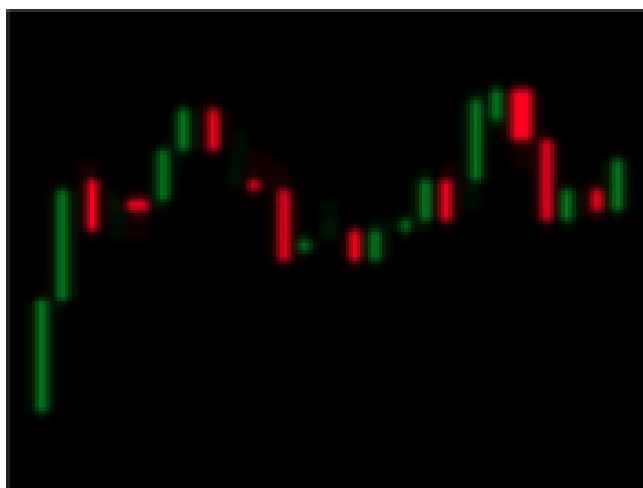


Рисунок 2.10 - OHLC чарти типу «свічка» для тренування нейронної мережі.

Отримані результати пояснюються декількома факторами, такими як бідні вхідні данні, що складаються з великої кількості розріджених матриць. Для того, щоб покращити результати необхідно знайти альтернативний спосіб представлення вхідних результатів, який не покладається на наявність великої кількості розріджених матриць, як наприклад використання типу мережі 1D. У моделі було багато труднощів з навчанням для визначення зв'язку вхідних і вихідних параметрів. Так як точність і рівень розпізнавання є доволі низьким, з великою кількістю помилок першого та другого роду, генералізація цього методу є безсумнівною.

2.4 Висновки до розділу

З поміж проаналізованих результатів розпізнавання трендів типу «прапор» за допомогою згорткової нейронної мережі, рекурсивної нейронної мережі та за допомогою функції підгонки було встановлено, що нейронні мережі дають найкращі результати розпізнавання паттернів та є інструментами, що безсумнівно підлягають генералізації як ті, що дають ступіть розпізнавання більше 90%. Нейронні мережі не є завчасно повністю запрограмованими, та мають здатність до навчання. Це їх перевага з боку адаптації до вхідних даних. З огляду на негативні чинники використання нейронних мереж можна сказати, що вони є доволі чутливими до якості вхідних даних. По цій причині використання 2D згорткової нейронної мережі може бути під загрозою, якщо вхідні данні представлені у вигляді розрідженої матриці. По цій причині рекомендовано використовувати 1D згорткової нейронної мережі з чартом ціни типу «свічка».

З огляду на перспективність методів розпізнавання, згорткові нейронні мережі є найкращим кандидатом на подальшу інтеграцію в Deep Learning, що визначається як найбільш передбачуваний тренд для майбутніх методів програмного розпізнавання паттернів трендів не тільки на фондовому ринку, а й

будь-яких лінійних рядів даних, що змінюються з часом і можуть набувати рис паттернів.

3 РОЗРОБКА CNN-ВР МОДЕЛІ

3.1. Вхідні данні.

На данному етапі виконаємо попередню підготовку та обробку даних, для майбутнього використання нейронною мережею. Для считування даних використаємо API Alpacas. Наступний фрагмент коду представляє збір даних за 5000 одноденних барів за один запит.

```
import
pandas
as pd

from datetime import timedelta

import alpaca_trade_api as tradeapi

api = tradeapi.REST('YOUR API KEY HERE',
                    'YOUR API SECRET CODE HERE',
                    'https://paper-api.alpaca.markets')

def get_data(symbol, lookback):
    all_data = pd.DataFrame()
    for x in range(lookback):
        if x == 0:
            data = api.polygon.historic_agg('minute', symbol, limit=None).df
        else:
```

```

data = api.polygon.historic_agg('minute', symbol, _from =
(data.index.min() - timedelta(days=5)).strftime('%x %X'), to = start, limit =
None).df

start = data.index.min().strftime('%x %X')
end = data.index.max().strftime('%x %X')
all_data = pd.concat([data, all_data], axis=0)
all_data.drop(columns=['volume'], inplace=True)
all_data.dropna(inplace=True)
all_data = all_data[~all_data.index.duplicated()]
all_data.replace(0, method='bfill', inplace=True)
return all_data

```

```
data = get_data('CAT', 3)
```

Data

В цій науковій роботі будемо аналізувати та розпізнавати паттерни графіків котирувань акцій компанії “Amazon.com”. Дані знаходяться у відкритому доступі на веб сторінці “<https://www.investing.com/equities/amazon-com-inc-historical-data>”. Для аналізу було взято одноденні часові рамки з період з 2000 року и по вересень 2019 року, тобто всього 5000 зразків.

Після виконання цієї функції дані будуть завантажені та приведені в потрібну нам форму. Невеликий зразок вхідних даних представлений в Таблиці 3.1:

Таблиця 3.1 - Приклад вхідних даних

Date	Price	Open	High	Low
3-Sep-19	1,789.84	1,770.00	1,800.80	1,768.00
30-Aug-19	1,776.29	1,797.49	1,799.74	1,764.57
29-Aug-19	1,786.40	1,783.00	1,798.55	1,777.25
28-Aug-19	1,764.25	1,755.00	1,767.86	1,744.05
27-Aug-19	1,761.83	1,775.73	1,779.40	1,746.68
26-Aug-19	1,768.87	1,766.91	1,770.00	1,743.51
23-Aug-19	1,749.62	1,793.03	1,804.90	1,745.23
22-Aug-19	1,805.60	1,828.00	1,829.41	1,800.10
21-Aug-19	1,823.54	1,819.39	1,829.58	1,815.00
20-Aug-19	1,801.38	1,814.50	1,816.82	1,799.88
19-Aug-19	1,816.12	1,818.08	1,826.00	1,812.61
16-Aug-19	1,792.57	1,792.89	1,802.91	1,784.55
15-Aug-19	1,776.12	1,781.99	1,788.00	1,761.96
14-Aug-19	1,762.96	1,793.01	1,795.65	1,757.21
13-Aug-19	1,824.34	1,783.00	1,831.74	1,780.00
12-Aug-19	1,784.92	1,795.99	1,800.98	1,777.00
9-Aug-19	1,807.58	1,828.95	1,831.09	1,802.22
8-Aug-19	1,832.89	1,806.00	1,834.26	1,798.11
7-Aug-19	1,793.40	1,773.99	1,798.93	1,757.00
6-Aug-19	1,787.83	1,792.23	1,793.77	1,753.40
5-Aug-19	1,765.13	1,770.22	1,788.67	1,748.78
2-Aug-19	1,823.24	1,845.07	1,846.36	1,808.02
1-Aug-19	1,855.32	1,871.72	1,897.92	1,844.01

В даних знаходиться дата, ціна відкриття, ціна закриття, найнижча ціна за день, за найвища ціна за день, тобто всі тіж дані, що присутні в свічкових графіках. Графік даних побудований на рисунку 3.1

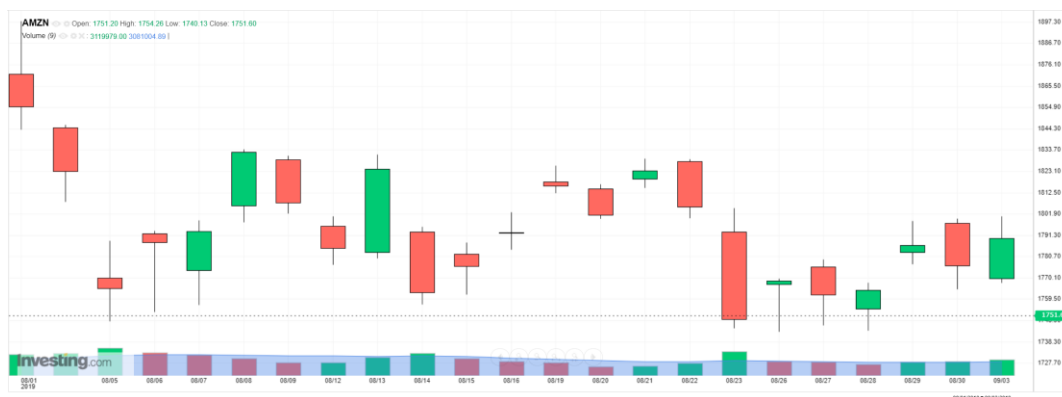


Рисунок 3.1 – Графік вхідних даних

Також вхідні дані проходять процес нормалізації та діляться на навчальну та перевірочну вибірки в співвідношенні 70% до 30%.

3.2 Побудова згорткової нейронної мережі для розпізнавання паттернів.

3.3.1 Загальна структура Мережі

Глибоке навчання досягло неабияких досягнень у галузі розпізнавання візерунків. У порівнянні з традиційними методами машинного навчання, глибоке навчання має багато переваг:

- Попередню обробку даних можна повністю опустити, а вихідні дані можуть бути безпосередньо використані для навчання моделей та тестування.
- Багатошарову нейронну мережу можна використовувати для навчання більш складних випадках, і вона компетентна для більш складних завдань.
- Найбільш особливі риси можливо використовувати для навчання для задач класифікації. Порівняння глибокого навчання та традиційні методи машинного навчання показані на рисунок 3.1

CNN - тип глибокої нейронної мережі. Як показано на Рисунку 3, CNN складається з трьох типів шарів: згорткового шару, шару пулінгу та повнозв'язного шару із функцією витрат.

Типову структуру CNN, рисунок 3.2 тому можна розділити на дві частини; а саме Згортковий шар та шар пулінгу працюють як екстрактор особливостей, і пов'язаний шар, який працює як класифікатор.

3.3.2 Згортковий шар

Згортковий шар є найважливішим компонентом CNN. Ваги(w) та параметри (b) згорткового шару об'єднані в ряди згорткових ядер (або фільтрів). А набір вихідних карт можна використовувати різними фільтрами. Кожна карта особливостей виходу на згортковому шарі є результатом згортки декількох вхідних карт і декількох згорткових фільтрів, які задаються формулою (3.1):

$$x_j^l = f\left(\sum_{i=1}^{D_{l-1}} x_i^{l-1} * \omega_{ij}^l + b_j^l\right), j = 1, 2, \dots, D_l \quad (3.1)$$

де $*$ представляє операцію згортання, l являє собою порядковий номер поточного мережевого шару, D - номер функціональних карт, ω^l - це фільтр згорткового шару, що з'єднує $(l - 1)$ -й шар до l -го шару, а його розмір $r \times c$, r являє собою висоту, c позначає ширину, x_j^l являє собою функцію j -тий набір ознак на виході, b - адитивне зміщення кожної карти набору ознак, f - функція активації.

Найчастіше використовуються нелінійні функції активації, такі як Sigmoid та ReLU, які представлені в формулах (3.2) і (3.3):

$$f(x) = 1/(1 + e^x) \quad (3.2)$$

$$f(x) = \max(0, x) \quad (3.3)$$

Розмірність вихідної карти ознак l -го згорткового шару розраховується по формулі (3.4):

$$R_l \times C_l = \left[\frac{R_{l-1}-r}{s} + 1 \right] \times \left[\frac{C_{l-1}-c}{s} + 1 \right], \quad (3.4)$$

R – висота, C – довжина, де s - рухомий крок згорткового фільтру, також в цій роботі s встановлений як 1.

У шарі піддіагностики завершення даунсимуляції завершено так що розмірність карт функцій може бути швидко зменшено. Математично представлений підсинтетичний шар, зображено на рисунку 3.2 і на рисунку 3.3:

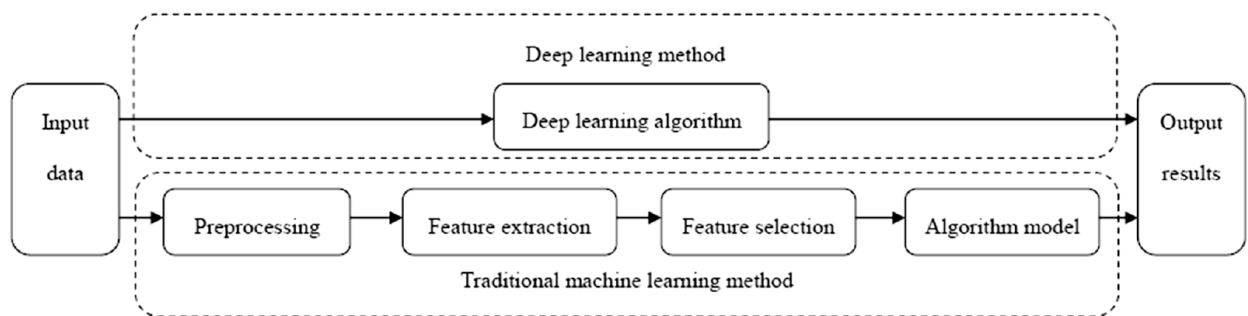


Рисунок 3.2 - Модель згорткової мережі.

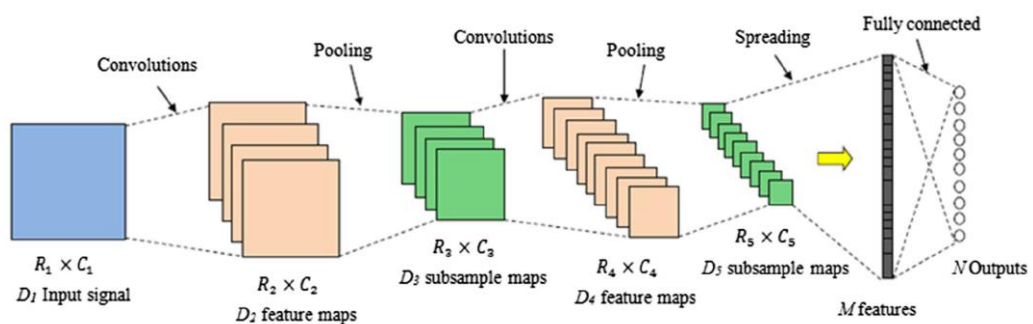


Рисунок 3.3– Архітектура згорвткової мережі

3.3.3 Шар Пулінгу

У шарі пулінга субдискретизація завершується, так що розмірність карт ознак може бути швидко зменшується. Шар пулінгу математично представляється, як задано на формулі (3.5):

$$x_j^l = \text{down}(x_j^{l-1}), \quad j = 1, 2, \dots, D_l \quad (3.5)$$

,де l представляє порядковий номер поточного шару мережі
 D_l - кількість вхідних карт ознак,
 x_j^l являє собою j -ту вихідну карту ознак з відповідного шару пулінгу, down представляє пулінгову функцію.

Найпоширенішими стратегіями пулінга є максимальний пулінг або середній пулінг. В стратегії максимального пулінга, приймається максимальне значення області пулінгу як нова ознака, тоді як у середній стратегії пулінгу середнє значення області пулінгу приймається як нова ознака. Науковці вважають, що максимальне значення пулінгу відображає найбільш виїмкову особливість шару пулінгу, в той час як середнє значення є більш плавним.

Розмірність вихідної карти l – го шару пулінгу $R_l \times C_l$, вона розраховується за формулою (3.6):

$$R_l \times C_l = \left\lfloor \frac{R_{l-1}}{u} \right\rfloor \times \left\lfloor \frac{C_{l-1}}{u} \right\rfloor, \quad (3.6)$$

,де u розмір кроку пулінгової операції. В даній роботі $u = 2$;

Як показано на рисунку 3.2, карти ознак розширені та з'єднані разом один з'єднаний шар. Кількість нейронів у цьому шарі дорівнює M , що представляє M ознак, які вилучаються згортковою нейронною мережею. M обчислюється за формулою (3.7):

$$M = R_{l-1} \times C_{l-1} \times D_{l-1} \quad (3.7)$$

Нейрони в повністю пов'язаному шарі мають повне з'єднання всіх нейронів попереднього шару, як і у звичайній нейронній мережі. Отже, їх можна обчислити за формулою (3.8):

$$O = f(\omega_o f_v + b_o) \quad (3.8)$$

, де f_v - вхідний вектор пов'язаного шару

, b_o вектор зміщення

, ω_o - вагова матриця.

3.3.4 Вихідний шар

Останнім шаром у CNN є вихідний шар, що містить N Нейронів які представляють кількість патернів, які слід ідентифікувати. Зазвичай функцією активації вихідного шару є сигмоїдна функція або функція Softmax, які відповідно задані рівняннями (7) і (14). Нарешті, на етапі навчання мережі використовується алгоритм ВР для оптимізації ваг та вектору зміщення ($\omega_{ij}^l, \omega_o, b_j^l$ and b_o) в CNN, щоб мінімізувати значення функції витрат, формула 3.9.

$$f(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^N e^{x_j}} \quad (3.9)$$

3.4 Запропоновані алгоритми

3.4.1 Згорткова нейронна мережа с РБ.

В цьому розділі пропонується комбінована згорткова нейронна мережа, на тренувальній стадії якої, буде використовуватись алгоритм зворотнього поширення похибки.

У порівнянні з традиційним машинним навчанням перевага CNN полягає в тому, що він може реалізувати розпізнавання або діагностику в кінці. Іншими словами, вхід нейронної мережі - це вихідні дані, а вихідні - тип шаблону. Вилучення ознак, вибір ознак, оптимізація ознак та об'єднання шарів виконуються шаром згортки та шаром пулінгу згорткової нейронної мережі. Ваги та зміщення CNN структури оптимізуються та регулюються алгоритмом зворотнього поширення похибки, мінімізуючи функцію втрат. Таким чином, найкращі набори функцій отримуються в процесі навчання CNN. Таким чином економиться багато робочої сили та складна робота виконується нейронною мережею. Структура запропонованої CNN-ВР трохи відрізняється від звичайної архітектури CNN. Карта ознак у структурі CNN - це не матриця, а вектор, який робить CNN, який особливо чутливий до часової послідовності.

На рисунку 4. показана структура запропонованого методу CNN-ВР, де видно, що запропонована CNN структура складається з двох згорткових шарів, двох шарів пулінгу і повнозв'язного шару, таких, що згорткові шари та шари пулінгу виконують вилучення ознак, а повнозв'язний шар реалізує класифікацію. Таким чином запропонована мережа являє собою CNN-ВР структурну, CNN в якій параметри C і c (ширина карт ознак та згорткові фільтри), дорівнюють 1. Розмір вихідних даних CPP – 25. В нашому випадку

шість різних моделей графіків котирувань, як згадувалося раніше; таким чином, структурні параметри $R_1 = 25$ і $N = 6$. Інші структурні параметри CNN-BP мережі, наприклад, кількість карт ознак (D) та кількість фільтрів згорткового шару (r), буде обговорено і оптимізовано в подальшому аналізі. За функцію пулінга було прийнято максимальний пулінг. Оскільки глибоке навчання використовується в запропонованому CNN-BP методі, основні етапи запропонованого способу дуже прості, і вони такі:

Крок 1 Набори для навчання та тестування, що містять “сирі” ССР дані, генеруються методом, який описаний в секції підготовки даних.

Крок 2 Набір тренувань використовується для навчання CNN-BP та оптимізації мережевих ваг та вектору зміщення.

Крок 3 Оптимізований CNN-BP перевіряється тестовим набором даних.

На рисунку 3.4 показана структура CNN мережі, вихід якої корегується методом зворонього поширення похибки.

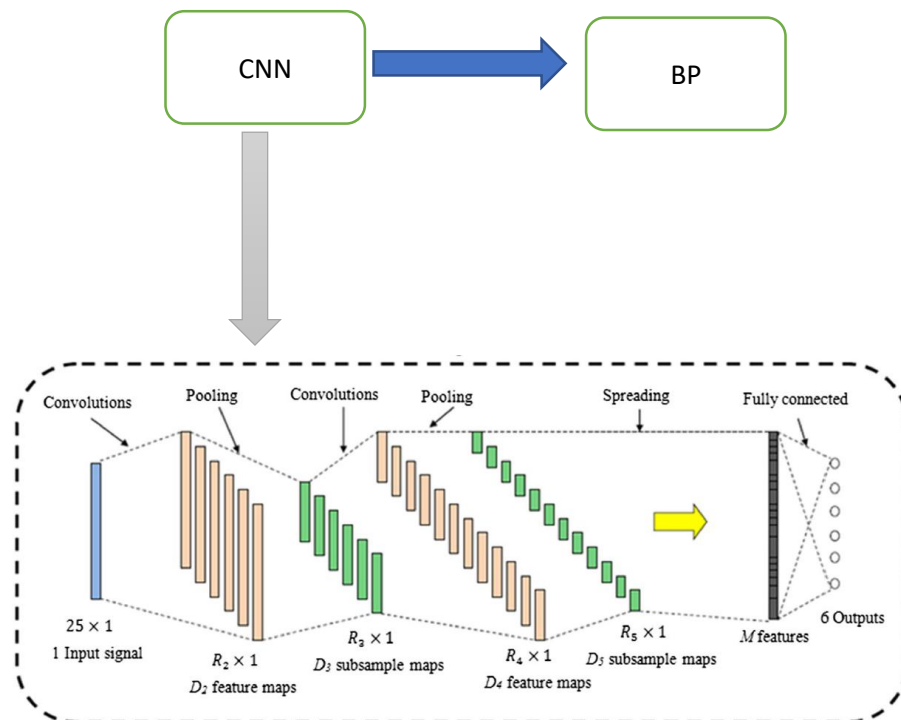


Рисунок 3.4 – Архітектура CNN-BP

3.4.2 Звичайна згорткова мережа

Друга нейронна мережа, яку ми розглянемо буде звичайна згорткова нейронна мережа.

Основним механізмом розробки даної мережі буде модель Inception v3 (рисунок 3.5), яку ми перетренуємо відповідно до нашого завдання.

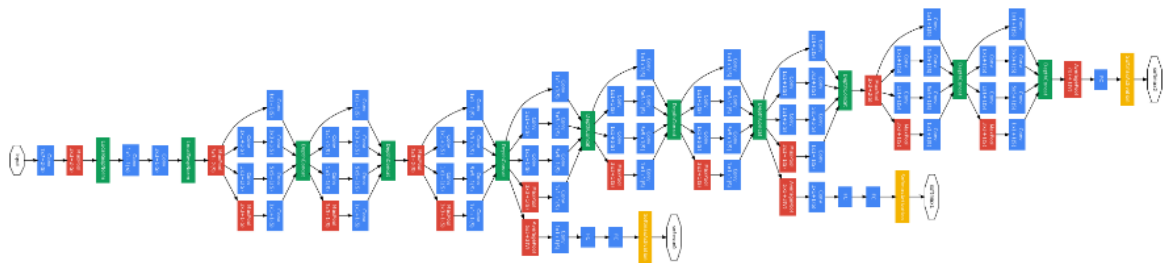


Рисунок 3.5 - Архітектура GoogLeNet з дев'ятьма модулями розробки

Тепер, коли ми визначили основну ідею, розглянемо конкретну архітектуру, яку ми будемо реалізовувати. На рисунку (рисунок 3.4) показана архітектура одного основного модуля.

3.4.3 Архітектура мережі

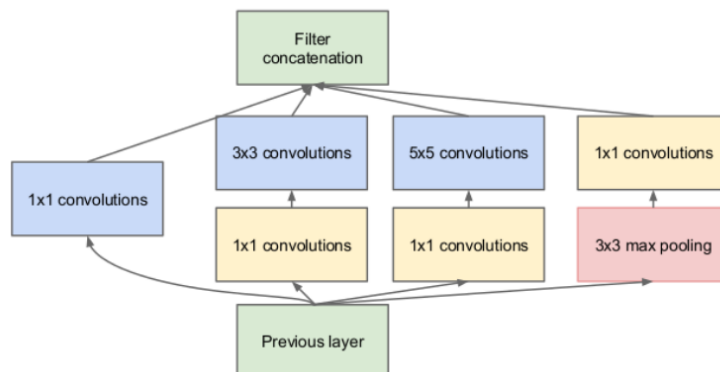


Рисунок 3.5 - Початковий модуль

Зверніть увагу, що ми отримуємо різноманітні згортки, які ми хочемо. Зокрема, ми будемо використовувати 1×1 , 3×3 та 5×5 згорнуті з 3×3 максимумом об'єднання (рисунки 3.5). Якщо вам цікаво, що таке максимальне об'єднання з усіма іншими згортаннями, ми маємо відповідь: пул додається до модуля "Початок" з будь-якої іншої причини. Більші згортки є більш обчислювальними витратами, тому модуль пропонує спочатку зробити згортку 1×1 , зменшуючи розмірність карти своєї функції, передаючи отриману карту об'єктів за допомогою рельєфу, а потім робити більшу згортку (у цьому випадку 5×5 або 3×3). Згортка 1×1 є ключовою, оскільки вона буде використовуватися для зменшення розмірності його карти об'єктів. Ми можемо використовувати 1×1 згортки, щоб зменшити розмір вашого входу до великих згортків, таким чином, щоб наші розрахунки були розумними. Скажімо, ми використовуємо наївну реалізацію модуля "Початок" (рисунки 3.7).

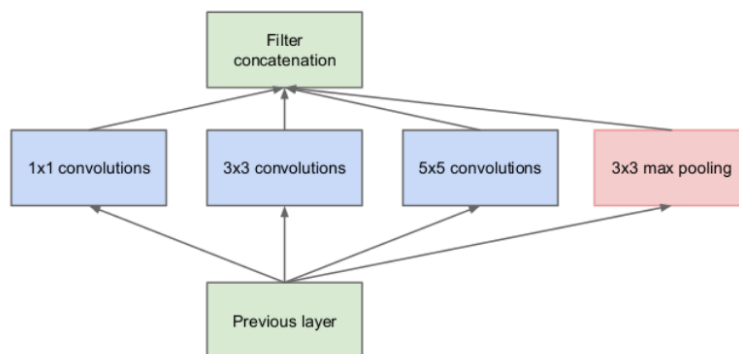


Рисунок 3.7 - Наївний модуль заснування

Ми можемо сказати, що в сітці використовується однаковий пробіл для згортків всередині модуля, тому що вхідний і вихідний - 28×28 . Давайте просто ознайомимося з тим, що згортка 5×5 буде обчислювальною, якщо ми не зробимо зменшення розмірності. На рисунку 3.8 наочно показані ці операції.

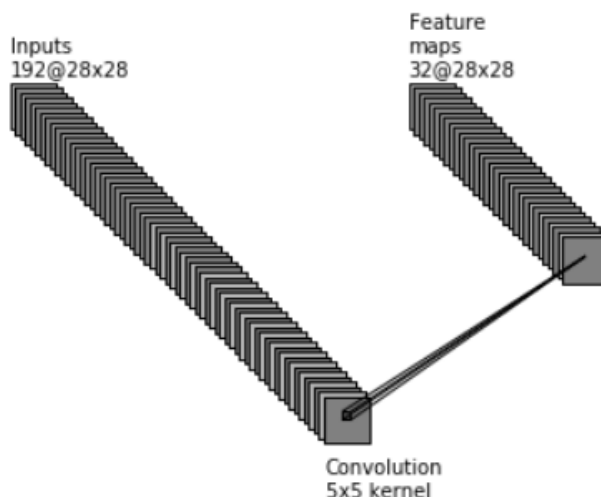


Рисунок 3.8 - Згорнення всередині модуля запуску з використанням наївної моделі

Для зменшення обчислень ми будемо використовувати наївну модель, показану на Рис.3.3, і разом з нею модель з рисунку 3.2. Для нашого 5×5 згортки ми поставили попередній шар за допомогою згортки 1×1 , що виводить на карту функцій 16 на 28×28 (рисунок 3.7).

3.5 Висновки до розділу

В результаті даного розділу роботи:

- Проведено моделювання архітектури згоркової нейронної мережі з алгоритмом зворотнього поширення похибки для розпізнавання та класифікації патернів графіків котирувань
- Розроблено сучасну нейронну мережі, призначену саме для класифікації патернів
- Розроблено програмний продукт на мові Java та Python

4 ОГЛЯД ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ ТА АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

4.1. Опис програмного продукту.

Розроблений програмний продукт складається з двох модулів. Перший модуль відповідає за завантаження, обробку та нормалізацію даних. Осовна задача другого модуля це забезпечувати навчання мережі.

Архітектура даного програмного продукту представлена, як MVC:

-Model

-View

-Controller

Це забезпечує гнучкість програми, відділення частини, яка відповідає за обчислення від інтерфейсної частини, а також дає змогу з легкістю внести покращення алгоритму навчання мереж або покращити продуктивність програми без зміни загальної структури та архітектури програми.

4.2 Вибір мови програмування

Основною мовою для розрахункової частини була вибрана Python, через ряд переваг, таких як:

1. Швидкодія
2. Велика кількість розроблених бібліотек для роботи с математичними завданнями
3. Гнучкість у викоритстанні на різних платформах та операційних системах
4. Можливість, як процедурно-функціонального, так і об'єктно-орієнтовано програмування.

Для інтерфейсної частини була вибрана мова програмування Java, тому, що в ній присутня гнучка бібліотека для розробки інтерфейсу JavaFX.

Бібліотеки, що застосовуються в програмному продукті

- TensorFlow – сучасна і найпрогресивніша бібліотека відкритого доступу, розроблена компанією Google. Найкраще підходить для демонстрації роботи згорткових нейронних мереж.

- власне-розроблений модуль – невеличкий фреймворк для створення та навчання згорткових нейронних мереж

- javaFX джава бібліотека для роботи с графічним інтерфейсом

4.3 Інтерфейс користувача

Інтерфейс користувача доволі простий в даному програмному продукті.

Користувачу доступні всього декілька кнопок для вибору файла с вхідними даними, вибором нейронної мережі для використання на основною кнопкою визначення патерну, рисунок 4.1

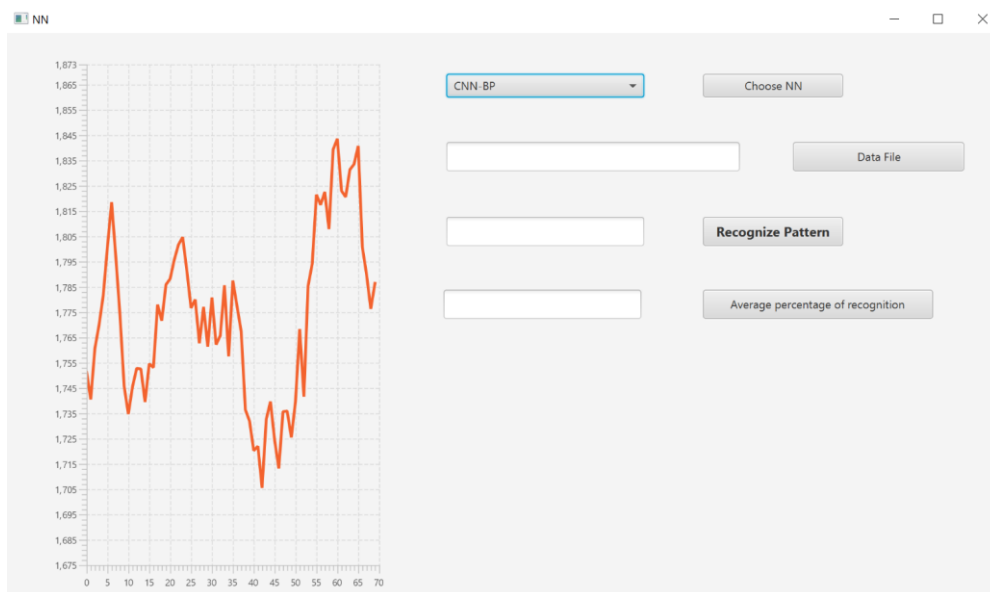


Рисунок 4.1 - Інтерфейс користувача

4.4 Тестування мереж

В таблиці 4.1 наведено результати тестування двох запропонованих нейронних мереж.

Таблиця 4.1 - Тестування мережі

Патерн	Кількість вибірок для тестування	Відсоток правильно розпізнаних патернів	
		CNN-BP	CNN
Голова та плечі	78	90,1%	86,2%
Потрійна вершина	56	88,4%	84,3%
Вимпел	39	87,5%	81,3%
Бичачий прапор	85	92,8%	83,9%
Медвежий прапор	67	86,2%	79,7%

Таблиця 2

З наступного рисунку 4.2, результат роботи програми, видно що набір даних, тобто проміжок цін відкриття розпізнається, як паттерн.



Рисунок 4.2 - Приклад роботи програми

Ще один приклад розпізнавання патерну, але в даному випадку було виявлено бичачий прапор, рисунок 4.3.

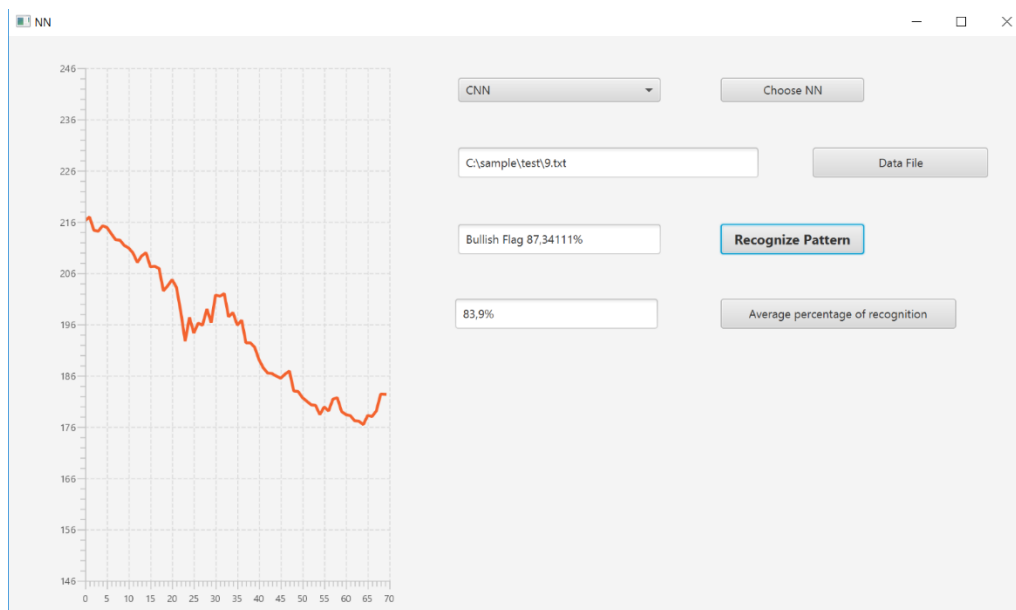


Рисунок 4.3 - Результати роботи програми

4.5.Висновки до розділу

В результаті даного розділу роботи:

Отже, була реалізована програма, яка має зручний та зрозумілий інтерфейс. Користувач має змогу генерувати дані або ж завантажувати власну вибірку. Результати програми хороші, точність вище 85%.

5 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ

На сьогоднішній день все більше стартапів перетворюють ідеї пов'язані із нейромережевими технологіями у працюючі бізнес моделі. Інтерес інвесторів до стартапів, що працюють із нейронними мережами зростає з кожним роком. Все більше і більше з'являється прикладів успішного застосування штучного інтелекту у найрізноманітніших галузях діяльності людини, значно зростає кількість корпорацій що впроваджують системи прогнозування із застосуванням нейромереж у свою операційну діяльність.

Окрім цього, нейронні мережі знайшли широке застосування в прогнозуванні фінансових ринків. Нова і перспективна технологія швидко привернула увагу венчурних інвесторів. У цьому розділі розглянута розробка стартап проекту системи прогнозування фінансових ринків.

5.1. Опис ідеї проекту.

Результативність застосування традиційних методів прогнозування фінансових активів, наприклад акцій, облігацій, та валюти, які вільно продаються і купуються на біржах, можна назвати недостатньою для потреб сучасного ринку. Це пов'язано із тим, що інвестиції на фондовому ринку тісно пов'язані із Інтернетом і залежні від інформаційного середовища. Для підвищення точності прогнозування доцільно застосувати таку модель, що не тільки базується на кореляціях факторів та особливостях часового ряду, а й тісно пов'язана з декількома джерелами даних.

Сучасні системи прогнозування не враховують комплексно кількісні та якісні фактори, що впливають на зміну курсів акцій або враховують у

векторному вигляді, який обмежує можливості представлення вхідних даних до нейромережі. Такі системи прогнозування зазвичай мають точність 53-58% вірного прогнозу. Цієї точності замало для того, щоб використовувати такі системи як повноцінний інструмент для економічного аналізу та прогнозування. Отже, ідеєю стартап-проекту є створення і розповсюдження системи прогнозування фінансових ринків із більшою ніж у конкурентів точністю прогнозування тренду (табл. 5.1).

Таблиця 5.1 - Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
	1.Фінансова аналітика	Дешевша, порівняно з аналогами, краща точність прогнозування тренду
	2.Торівля на біржах	Можливість отримувати безпосередній прибуток за рахунок точності прогнозування

Застосування зрозумілої математичної моделі спрощує реалізацію, а доведення кращих показників прогнозування може сприяти розповсюдженню системи. Безумовно, на ринку є аналоги. Для порівняння розробленої системи проведемо аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї.

Метою аналізу техніко-економічних переваг є чітке виокремлення технічних і маркетингових особливостей розробленого продукту:

- 1 дослідження характеристик і властивостей розробленої системи;
- 2 дослідження конкурентів, товарів-аналогів, товарів-замінників та загальної ситуації на ринку де буде комерціалізуватис стартап;
- 3 проведення порівняльного аналізу слабких, нейтральних та сильних характеристик розробленої системи.

Визначемо сильні, слабкі та нейтральних характеристик ідеї проекту (табл. 5.2).

Таблиця 5.2 - Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту.

№п/п	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
		Мій проект	Neural Builder 2015	Neural Shell	Neural Trader			
1.	Вартість ПЗ	Низь	Вис	Вис	Вис			+
2.	Доступність	Низь	Вис	Вис	Серед		+	
3.	Кроссплатформ	Так	Так	Ні	Ні			+
4.	Підтримка	+	-	+	+		+	

З таблиці можна зробити висновок, що розроблена система є конкурентоспроможною.

5.2. Технологічний аудит проекту.

Метою технічного аудиту є визначення переліку технологій, за допомогою яких реалізована система і їх аналіз. Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз таких складових (таблиця 5.3):

- 1 за допомогою якої технологією розроблена система згідно ідеї проекту;

- 2 чи існують у відкритому доступі ці технології, чи їх потрібно додатково розробляти або купувати;
- 3 чи має доступ розробник до описаних технологій.

Таблиця 5.3. - Технологічна здійсненність ідеї проекту

№п/п	Ідея проекту	Технології реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
		Рекурентні нейронні мережі Визначення курсу акцій		
Обраною мовою програмування є JavaScript, використовуються нейронні мережі із довгою короткостроковою пам'яттю				

За результатами аналізу можна зробити висновок щодо можливості технологічної реалізації проекту. Технологічним шляхом реалізації проекту було обрано мову програмування JavaScript через її доступність та безкоштовність.

5.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.

Метою аналізу ринкових можливостей є виявлення та дослідження обмежень, можливостей та розрахунок конкретних показників реалізації розробленої системи прогнозування фінансових ринків як стартап-проекту.

Спочатку було проведено аналіз попиту: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку (таблиця 5.4).

Таблиця 5.4 - Попередня характеристика потенційного ринку стартап проекту

№ п/п	Показники стану ринку(найменування)	Характеристика
1	Кількість систем-конкурентів на ринку, од	4
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	234000
3	Динаміка ринку	Стагнує
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Нема
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Нема
6	Середнє значення рентабельності в галузі(або по ринку), %	18% (відповідає середній річній ставці депозиту у гривні)

Проаналізувавши результати, можна зробити висновок що проект є придатним до інвестицій, оскільки його рентабельність перевищує відсоток депозиту.

За результатами порівняння що було наведене у таблиці 5.4 було зроблено висновок, що ринок є придатним для розповсюдження системи як стартап-проекту.

Після цього були досліджені потенційні категорії клієнтів, їх особливості та заверджено перелік вимог до системи для кожної категорії клієнтів (табл. 5.5)

Таблиця 5.5 — Характеристика потенційних клієнтів стартап-проект

№ п/п	Потреба, що формує ринок систем прогнозування	Цільова аудиторія та потенційні клієнти	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Програмне забезпечення для прогнозування фінансових ринків	Компанії що займаються фінансовою аналітикою, трейдери, керівництво публічних корпорацій	Цільові групи клієнтів мають різні доходи і потенційний прибуток від застосування системи, різні очікування та мотивація	Зручний інтерфейс, наявність інструкції з користування, кроссплатформеність.

Після дослідження потенційних категорій клієнтів було проведено дослідження ринкового середовища: складено таблиці факторів, що сприяють реалізації розробленої системи як стартап-проекту, та факторів, що йому заважають (табл. 5.6, 5.7).

Таблиця 5.6 - Фактори загроз

№п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Конкуренція	Вихід на ринок систем з кращими Характеристиками та моделлю надання послуг	Вийти на ринок зосередивши увагу на власній перевазі системи. Покращення якісних характеристик системи прогнозування. Обрати цільову аудиторію
2	Зміна потреб користувачів	Клієнту потрібна буде система з більшою точністю прогнозування і новими функціями	Передбачити можливість розширення системи та підвищення точності прогнозування

Таблиця 5.7 - Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Конкуренція	Відсутність аналогів на українському ринку для вітч. корис-ча	Адаптація системи до особливостей потреб на укр. ринку
2	Поява альтернативних методів моделювання	Нові методи моделювання, більш легкі в освоєні праці	Розширення можливостей, максимальне спрощення

Надалі було проведено дослідження пропозиції: визначили загальні характеристик конкуренції на ринку (таблиця 5.8).

Таблиця 5.8 — Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому виражена дана характеристика	Вплив на діяльність компанії (можливі дії для підвищення конкурентоспроможності)
1.Вказати тип конкуренції - монополія	На ринку присутні декілька постачальників-конкурентів, але їх товар дещо відрізняється від нашої системи.	Підтримка якості системи, безперервний розвиток, покращення, вдосконалення, оновлення та підтримка.

Продовження таблиці 5.8

2. За рівнем конкурентної боротьби - міжнародний	Компанії-конкуренти з інших країн	Створити основу системи прогнозування таким чином, щоб можна було легко локалізувати її для використання у інших країнах.
3. Загалузевою ознакою - внутрішньогалузева	Система може застосовуватися в одній галузі, але її різних сферах.	Постійне вдосконалення системи прогнозування, що не має прив'язки до сфери, але має до галузі
4. Конкуренція за видами товарів: - товарно-видова	Конкуренція між видами систем прогнозування, їх особливостями.	Створити систему прогнозування, враховуючи недоліки конкурентів
5. За характером конкурентних переваг - цінова	Покращення процесу створення програмного продукту, мінімізація витрат на оновлення, застосування безперервної інтеграції	Використання відкритих та дешевших технологій для побудови системи в порівнянні з системами-конкурентами, але тільки якщо ці технології відповідають необхідним критеріям якості.
6. За інтенсивністю - не марочна	Бренд присутній, але його роль незначна	Реклама, участь у конференціях, семінарах, виставках.

Було проведено аналіз конкуренції у галузі за моделлю М. Портера (табл. 5.9).

Таблиця 5.9 — Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	Навести перелік безпосередніх конкурентів	Визначити бар'єри входження в ринок	Визначити фактори сили постачальників	Визначити фактори сили клієнтів	Фактори загроз з боку тоарів-замінників
	Neural Builder	Наявність вже існуючих рішень	-	Якість системи та її підтримка оновлення	Більш відомий розробник, що підтримує свою систему
Висновки:	На даний момент немає конкурентів в на українському ринку	Виход на український ринок буде легшим через відсутність конкуренції	-	Вимоги клієнтів такі, як зручний інтерфейс, якість програмного продукту	Випустити систему, що буде не гірше, ніж у конкурента, але мати кращу точність прогнозування.

За результатами порівняльного дослідження що наведене у табл. 4.9 було зроблено висновок про доцільність виходу на український та міжнародні ринки.

На основі аналізу ситуації на ринках, проведеного в табл. 4.9, а також із урахуванням характеристик розробленої системи (табл. 4.2), вимог потенційних клієнтів до товару (табл. 4.5) та особливостей ринкового середовища (таблиці 4.6, 4.7) досліджується та визначається перелік факторів конкурентоспроможності розробленої системи прогнозування фінансових ринків. Аналіз факторів конкурентоспроможності розробленої системи наведено у табл. 4.10

За визначеними факторами конкурентоспроможності (табл. 4.10) проведено аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту (табл. 4.11).

Таблиця 5.11 — Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін проекту

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг систем-конкурентів у порівнянні з розробленою системою прогнозування						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1	Ціна	15					*		
2	Кросплатформність	20			*				
3	Орієнтованість на кінцевого споживача	7					*		

Кінцевим кроком маркетингового дослідження можливостей реалізації системи прогнозування фінансових ринків як стартап-проекту є побудова SWOT-аналізу (матриці сильних (Strength) та слабких (Weak) сторін, загроз (Troubles) та можливостей (Opportunities) (таблиця 4.12) на основі описаних конкурентних та маркетингових загроз та можливостей, та сильних і слабких сторін (таблиця 5.11). Список маркетингових загроз та можливостей було складено на основі дослідження факторів загроз та факторів можливостей ринкової ситуації. Маркетингові загрози та можливості є наслідками (прогнозованими результатами) впливу ринкових факторів.

Таблиця 5.12 — SWOT-аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: Ціна, орієнтованість на кінцевого споживача, кросплатформеність	Слабкі сторони: Складність розповсюджувати продукцію за кордоном.
Можливості: Відсутність конкуренції на українському ринку	Загрози: Зміна основних потреб клієнтів, при відсутності конкуренції необхідно підтримувати інтерес аудиторії до продукту

За результатами SWOT-аналізу було сформовано альтернативи ринкової стратегії (перелік заходів) для виведення розробленої системи як стартап-проекту на український та міжнародні ринки та розрахований оптимальний час їх ринкової реалізації з урахуванням потенційних розробок конкурентів, що можуть бути виведені на ринок (див. таблицю 5.9, аналіз потенційних конкурентів). Запропоновані альтернативи були проаналізовані з точки зору часу реалізації та ймовірності отримання ресурсів (таблиця 5.13).

Таблиця 5.13 — Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний Комплекс заходів) ринкової Поведінки	Приблизна ймовірність отримання ресурсів	Приблизні строки реалізації
1	Безкоштовне розповсюдження Обмеженої версії створеного програмного продукту	85%	12 місяців
2	Створення Програмної системи з подальшим платним розповсюдженням (продаж платної ліцензії)	45%	12 місяців

Після аналізу було обрано альтернативу №2.

5.4. Розроблення ринкової стратегії проекту.

Розроблення ринкової стратегії першим етапом передбачає визначення стратегії охоплення ринку: дослідження цільових груп потенційних клієнтів, які приведені в таблиці 5.14.

Таблиця 5.14 - Вибір цільових груп потенційних споживачів

№п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Компанії що займаються фінансовою аналітикою	Готові	Необхідно	Висока	Середня

Визначена цільова група клієнтів: Компанії що займаються фінансовою аналітикою

Дослідивши потенційні групи клієнтів було визначено цільові категорію, для яких буде пропонуватися розроблена система, та визначено стратегію охоплення ринку - стратегію диференційованого маркетингу.

Для роботи в обраних сегментах ринку сформовано базову стратегію розвитку (таблиця 5.15).

Таблиця 5.15 — Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку стартап-проекту	Обрана альтернатива розвитку стартап-проекту	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
1		Визначити потреби сучасного ринку для кожної з груп.	Цінова політика, універсальність продукту.	Стратегія Диференціації

Наступним кроком обрано стратегію конкурентної поведінки (таблиця 5.16).

Таблиця 5.16 — Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект першою подібною системою на ринку?	Чи буде розробник системи шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде розробник копіювати властивості товару конкурента	Стратегія конкурентної поведінки*
1	Ні	Шукати Нових	Ні	Заняття конкурентної ніші

За результатами аналізу вимог клієнтів визначених категорій до розробника стартап-проекту та до продукту (див. таблицю 5.5), а також в залежності від обраної базової стратегії розвитку (таблиця 5.15) та стратегії конкурентної поведінки (таблиця 5.6) розроблено стратегію позиціонування

(таблиця 5.17), що полягає у формуванні ринкової позиції (комплексу асоціацій), за яким споживачі мають ідентифікувати торгівельну марку/проект.

Таблиця 5.17 — Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до системи з боку потенційних клієнтів	Основна стратегія розвитку	Ключові конкуренто спроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір основних асоціацій
1	Проста побудова моделі прогнозування, довгий час навчання нейромережі, проте вища точність прогнозу та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, докладне керівництво користувача	Стратегія диференціації	Позиція на основі порівняння фірми з товарами конкурентів; Відмінні особливості споживача	Економія часу; Зручність застосування; Практичність

За результатами дослідження була сформована система рішень щодо ринкової поведінки стартап-компанії, яка визначає напрями роботи стартап-компанії українському та міжнародному ринках.

5.5. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Визначено маркетингову концепцію системи прогнозування фінансових ринків із використанням рекурентних нейромереж, яку буде купувати споживач. Основна концепція продукту — письмовий опис фізичних та прогнамних характеристик системи, які сприймаються споживачем, і набору вигод, які він обіцяє певній групі споживачів.

За результатами дослідження було сформовано трирівневу маркетингову модель системи: ідея продукту та/або послуги, його фізичні складові, особливості процесу його надання:

- 1-й рівень вирішує питання щодо того, засобом вирішення якої потреби і / або проблеми буде система, яка її основна вигода;
- 2-й рівень являє рішення того, як буде реалізована система в реальному ринковому середовищі. Рівень включає в себе якість, властивості, дизайн, упаковку, ціну;
- 3-й рівень визначає додаткові послуги та переваги для клієнта системи, що створюються на основі товару за задумом і товару в реальному виконанні (гарантії якості , доставка, умови оплати та ін).
-

Після цього визначимо цінові межі, якими необхідно керуватись при встановленні ціни на систему, яке включає аналіз ціни на товари-аналоги або товари субститути, а також аналіз рівня доходів цільової категорії клієнтів (таблиця 4.20). Аналіз проведено експертним методом.

Таблиця 5.20 — Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Приблизна вилка вартості товарів- замінників	Приблизна вилка вартості товарів- аналогів	Приблизний рівень доходів цільової групи клієнтів	Верхня та нижня межі вартості системи
1	800-3000\$	800-3000\$	3000\$+	200-700\$

Після цього визначимо оптимальну систему збуту, за допомогою якої буде розповсюджуватися система як сатрап-проект.(таблиця 5.21)

Таблиця 5.21 — Формування системи збуту

№ п/п	Особливості ринкової поведінки потенційних клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник системи	Глибина каналу збуту	Оптимальний канал збуту
1	Цільові клієнти – компанії, які бажають впровадити у своїй роботі сучасні засоби допоможуть прогнозувати фінансові ринки	Побудова прямих контактів із потенційними клієнтами і їх підтримка. формування попиту і стимулювання продажів.	Один (від виробника одразу споживачу)	Прямий канал збуту до клієнта, мінімізувати збутові витрати. Розвиток нових маркетингових концепцій.

Фінальною складовою маркетингової програми є визначення концепції маркетингових комунікацій.

Результатом дослідження стала робоча ринкова програма, що включає в себе концепції системи, збуту, просування та попереднє дослідження ціноутворення на продукт, базується на цінностях та потребах категорій покупців, конкурентні переваги системи, стан та динаміку маркетингового середовища, в межах якого впроваджено системи прогнозування фінансових ринків як стартап-проект, та відповідну обрану альтернативу ринкової поведінки.

5.6. Висновки до розділу

В цьому розділі було проведено аналіз розробленої системи прогнозування фінансових ринків у якості стартап-проекту. Варто зауважити, що проект має можливість ринкової комерціалізації, через те, що ринок систем прогнозування потребує якісного та інноваційного продукту для прогнозування фінансові ринки.

Результатом роботи є розроблений стартап-проект, план виходу на ринки програмного забезпечення та маркетингова стратегія. Розроблений стартап-проект доцільно застосувати при комерціалізації розробки.

Висока конкуренція зумовлює необхідність виваженого підходу до просування продукту. Проте кількість учасників фінансових ринків зростає з кожним днем, що зумовлює хороші перспективи для комерціалізації системи. Для впровадження ринкової реалізації проекту була обрана стратегія, яка включає розробку програмної системи із класичною моделлю ліцензування за певну плату.

Можна сказати, що подальший розвиток проекту є доцільним, оскільки кількість потенційних користувачів системи зростає кожного року.

ВИСНОВКИ

В данній роботі було реалізовано алгоритм розпізнавання патернів на графіках котирувань на фінансових ринках. Було розроблено на згорткову нейронну мережу, навчання якої корегується методом зворотнього поширення похибки. Також інша нейронна мережа InceptionV3 була тренувана для задачі розпізнавання котирувань, та була порівняна з власно розробленою нейронною мережею.

Також була реалізований програмний продукт, який дозволяє користувачам дізнаватися ймовірність виявлення того чи іншого патерну на завантажаних даних

Було реалізовано алгоритм прогнозування акцій на фінансових ринках. За

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Савчук О.В., Кривенко К.С. Інтелектуальний аналіз діагностичної інформації електро- радіокомпонентів в умовах невизначеності: Інтелектуальний аналіз інформації: зб. праць. Київ: Просвіта, 2013. 211-217 с.
2. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления: учеб. пособие для вузов. Москва: Высшая школа, 2002. 183 с.
3. Горбань А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука, 2006. 200-230 с.
4. Лисе А.А., Степанов М.В. Нейронные сети и нейрокомпьютеры: учеб. пособие. ГЭТУ. – СПб. 2009. 64 с.
5. Царегородцев В.Г. Перспективы распараллеливания программ нейросетевого анализа и обработки данных: материалы с III Всерос. конф. «Математика, информатика, управление – 2008». Иркутск, 2014. 110-117 с.
6. Рутковская Д.А., Пилиньский М.О., Рутковский Л.Р. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечёткие системы: пер. с польск. И.Д. Рудинского. Москва: Горячая линия Телеком, 2006. 452 с.
7. Саймон Хайкин Нейронные сети: полный курс, 2-е издание: пер. с англ. Москва: Издательский дом "Вильямс", 2006. 1045 с.
8. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации: пер. с польского. Москва: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
9. Круглов В.В. Нечёткая логика и искусственные нейронные сети. Москва: Физматлит, 2001. 200-224 с.
10. Дюк В.В, Самойленко А.В. Data Mining: учебный курс, СПб: Питер. 2001. 368 с.
11. Нейромережеве відображення дійсності. – Режим доступу: http://studies.in.ua/mpdl_seminar/1313-neyrmerezh.html

Дата доступу: 29.09.2019

12. Моделі нейронних мереж – Режим доступу:

<https://studme.com.ua/1246122010028/neural/models.htm>

Дата доступу: 27.08.2019

13. Моделі нейронних мереж. – Режим доступу:

<http://techn.sstu.ru/kafedri/подразделения/1/MetMat/Terin/neiro/neiro.htm>

Дата доступу: 28.09.2019

14. Simonyan K. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition – Режим доступу до ресурсу:

<http://arxiv.org/abs/1409.1556>

Дата доступу: 08.05.2019

15. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors / G. Hinton, S. Nitish, A. Krizhevsky et. al. 2012. – Режим доступу до ресурсу:

<https://arxiv.org/abs/1207.0580>

Дата доступу: 08.05.2019

ДОДАТОК А лістєнінг програми

```

import pandas as pd
from datetime import timedelta

import alpaca_trade_api as tradeapi

api=tradeapi.REST('YOUR API KEY HERE',
'YOUR API SECRET CODE HERE',
'https://paper-api.alpaca.markets')

def get_data(symbol,lookback):
all_data=pd.DataFrame()
for x in range(lookback):
if x==0:
data=api.polygon.historic_agg('minute',symbol,limit=None).df
else:
data=api.polygon.historic_agg('minute',symbol,_from=(data.index.min()-
timedelta(days=5)).strftime('%x %X'),to=start,limit=None).df
start=data.index.min().strftime('%x %X')
end=data.index.max().strftime('%x %X')
all_data=pd.concat([data,all_data],axis=0)
all_data.drop(columns=['volume'],inplace=True)
all_data.dropna(inplace=True)
all_data=all_data[~all_data.index.duplicated()]
all_data.replace(0,method='bfill',inplace=True)
return all_data

```

```
data=get_data('CAT',3)
```

```
data
```

```
resampled_data=data.resample('60T',closed='right',label='right').agg({'open':'first',
'high':'max',
'low':'min',
'close':'last'}).dropna()
```

```
resampled_data
```

```
import numpy as np
```

```
from scipy.signal import argrelextrema
```

```
def get_max_min(prices,smoothing>window_range):
    smooth_prices=prices['close'].rolling(window=smoothing).mean().dropna()
    local_max=argrelextrema(smooth_prices.values,np.greater)[0]
    local_min=argrelextrema(smooth_prices.values,np.less)[0]
    price_local_max_dt=[]
    for i in local_max:
        if(i>window_range)and(i<len(prices)-window_range):
            price_local_max_dt.append(prices.iloc[i-
window_range:i+window_range]['close'].idxmax())
    price_local_min_dt=[]
    for i in local_min:
        if(i>window_range)and(i<len(prices)-window_range):
            price_local_min_dt.append(prices.iloc[i-
window_range:i+window_range]['close'].idxmin())
    maxima=pd.DataFrame(prices.loc[price_local_max_dt])
```

```

minima=pd.DataFrame(prices.loc[price_local_min_dt])
max_min=pd.concat([maxima,minima]).sort_index()
max_min.index.name='date'
max_min=max_min.reset_index()
max_min=max_min[~max_min.date.duplicated()]
p=prices.reset_index()
max_min['day_num']=p[p['timestamp'].isin(max_min.date)].index.values
max_min=max_min.set_index('day_num')['close']

return max_min

```

```

smoothing=3
window=10

```

```

minmax=get_max_min(resampled_data,smoothing,window)
minmax
from collections import defaultdict

```

```

def find_patterns(max_min):
    patterns=defaultdict(list)

```

```

    # Window range is 5units
    for i in range(5,len(max_min)):
        window=max_min.iloc[i-5:i]

```

```

    # Pattern must play out in less than n units
    if window.index[-1]-window.index[0]>100:

```

```

continue

a,b,c,d,e=window.iloc[0:5]

# IHS
if a<b and c<a and c<e and c<d and e<d and abs(b-d)<=np.mean([b,d])*0.02:
patterns['IHS'].append((window.index[0],window.index[-1]))

return patterns

patterns=find_patterns(minmax)
patterns
def plot_minmax_patterns(prices,max_min,patterns,stock>window,ema):

incr=str((prices.index[1]-prices.index[0]).seconds/60)

if len(patterns)==0:
pass
else:
num_pat=len([x for x in patterns.items()][0][1])
f,axes=plt.subplots(1,2,figsize=(16,5))
axes=axes.flatten()
prices_=prices.reset_index()['close']
axes[0].plot(prices_)
axes[0].scatter(max_min.index,max_min,s=100,alpha=.3,color='orange')
axes[1].plot(prices_)
for name,end_day_nums in patterns.items():
for i,tup in enumerate(end_day_nums):
sd=tup[0]

```

```

ed=tup[1]
axes[1].scatter(max_min.loc[sd:ed].index,
max_min.loc[sd:ed].values,
s=200,alpha=.3)
plt.yticks([])
plt.tight_layout()
plt.title('{}:      {}:      EMA      {},      Window      {}      ({}
patterns)'.format(stock,incr,ema>window,num_pat))

```

```

def get_results(prices,max_min,pat,stock,ema_,window_):

```

```

    incr=str((prices.index[1]-prices.index[0]).seconds/60)

```

```

    #fw_list=[1,12,24,36]

```

```

    fw_list=[1,2,3]

```

```

    results=[]

```

```

    if len(pat.items())>0:

```

```

        end_dates=[v for k,v in pat.items()][0]

```

```

        for date in end_dates:

```

```

            param_res={'stock':stock,

```

```

                        'increment':incr,

```

```

                        'ema':ema_,

```

```

                        'window':window_,

```

```

                        'date':date}

```

```

            for x in fw_list:

```

```

                returns=(prices['close'].pct_change(x).shift(-x).reset_index(drop=True).dropna())

```

```

            try:

```

```

                param_res['fw_ret_{}'.format(x)]=returns.loc[date[1]]

```

```

            except Exception as e:

```

```

param_res['fw_ret_{}'.format(x)]=e
results.append(param_res)
else:
param_res={'stock':stock,
'increment':incr,
'ema':ema_,
'window':window_,
'date':None}
for x in fw_list:
param_res['fw_ret_{}'.format(x)]=None
results.append(param_res)
return pd.DataFrame(results)

```

```

def screener(stock_data,ema_list,window_list,plot,results):

```

```

all_results=pd.DataFrame()

```

```

for stock in stock_data:
prices=stock_data[stock]

```

```

for ema_ in ema_list:
for window_ in window_list:
max_min=get_max_min(prices,smoothing=ema_,window_range=window_)
pat=find_patterns(max_min)

```

```

if plot==True:
plot_minmax_patterns(prices,max_min,pat,stock,window_,ema_)

```

```

if results==True:

```



```
all_results=pd.concat([all_results,get_results(prices,max_min,pat,stock,ema_,window_)],
axis=0)
```

```
    if results==True:
        return all_results.reset_index(drop=True)
def screener(stock_data, ema_list, window_list):
```

```
triggers = []
package sample;
```

```
import javafx.collections.FXCollections;
import javafx.collections.ObservableList;
import javafx.event.ActionEvent;
import javafx.event.EventHandler;
import javafx.scene.chart.LineChart;
import javafx.scene.chart.NumberAxis;
import javafx.scene.chart.XYChart;
import javafx.scene.control.Button;
import javafx.scene.control.ComboBox;
import javafx.scene.control.TextField;
import javafx.stage.FileChooser;
import javafx.stage.Stage;
```

```
import java.io.*;
import java.nio.file.Files;
import java.nio.file.Path;
import java.nio.file.Paths;
import java.util.Scanner;
```

```

public class Model {

    private double[] data = new double[70];

    private LineChart<Number, Number> lineChart;

    public void run(Stage primaryStage) {

        ObservableList<String> nns = FXCollections.observableArrayList("CNN", "CNN-
BP");
        ComboBox nnType = (ComboBox) primaryStage.getScene().lookup("#nnType");
        nnType.setItems(nns);
        try {
            readData();
        } catch (IOException e) {
            e.printStackTrace();
        }
        drawChart(primaryStage);

        Button file = (Button) primaryStage.getScene().lookup("#file");
        file.setOnAction(new EventHandler<ActionEvent>() {
            @Override
            public void handle(ActionEvent event) {
                FileChooser fileChooser = new FileChooser();
                File file10 = fileChooser.showOpenDialog(primaryStage);
                Path source = Paths.get(file10.getAbsolutePath());
                TextField dataPath = (TextField) primaryStage.getScene().lookup("#dataPath");
            }
        });
    }
}

```

```

        dataPath.setText(file10.getAbsolutePath());
    }
});
}

```

```

private void readData() throws IOException {

```

```

    String line = "";

```

```

    FileInputStream inputStream = new FileInputStream("C:\\1.txt");

```

```

    Scanner scanner = new Scanner(inputStream);

```

```

    DataInputStream in = new DataInputStream(inputStream);

```

```

    BufferedReader bf = new BufferedReader(new InputStreamReader(in));

```

```

    int lineCount = 0;

```

```

    while ((line = bf.readLine()) != null) {

```

```

        data[lineCount] = Double.parseDouble(line);

```

```

        System.out.println(lineCount + " : " + data[lineCount]);

```

```

        lineCount++;

```

```

    }

```

```

    bf.close();

```

```

}

```

```

private void drawChart(Stage primaryStage) {

```

```

    lineChart = (LineChart<Number, Number>)

```

```

    primaryStage.getScene().lookup("#chart");

```

```

    NumberAxis yAxis = (NumberAxis) lineChart.getYAxis();

```

```

    yAxis.setAutoRanging(false);

```

```

    yAxis.setLowerBound(getMin() - 30);

```

```

    yAxis.setUpperBound(getMax() + 30);

```

```

    lineChart.setCreateSymbols(false);

```

```

XYChart.Series seriesPred = new XYChart.Series();
seriesPred.setName("Pred");

for (int i = 0; i < data.length; i++) {
    seriesPred.getData().add(new XYChart.Data(i, data[i]));
}

lineChart.getData().add(seriesPred);
}

```

```

private int getMin() {
    double min = data[0];
    for (int i = 0; i < data.length; i++) {
        if (data[i] < min)
            min = data[i];
    }
    return (int) min;
}

```

```

private int getMax() {
    double max = data[0];
    for (int i = 0; i < data.length; i++) {
        if (data[i] > max)
            max = data[i];
    }
    return (int) max;
}
}

```

```
all_results = pd.DataFrame()
```

```

for stock in stock_data:
    prices = stock_data[stock]

    for ema_ in ema_list:
        for window_ in window_list:
            max_min = get_max_min(prices, smoothing=ema_, window_range=window_)
            pat = find_patterns(max_min)

            if len(pat) > 0:
                triggers.append(stock)

return triggers

stocklist = ['AA', 'AAL', 'AAPL', 'AMZN'] # Long list of stocks here
stock_data = get_stock_data(stocklist, 2)
resampled_stock_data = resample(stock_data, '360T')
ema_list = [5]
window_list = [5]
results = screener(resampled_stock_data, ema_list, window_list)
for x in results:

```